

**METODOLOGÍA PARA LA IDENTIFICACIÓN AUTOMÁTICA DEL DETERIORO EN
PAVIMENTO FLEXIBLE, POR MEDIO DE FOTOGRAFÍAS AÉREAS TOMADAS
DESDE VEHÍCULOS NO TRIPULADOS**

Jaime David Madroñero Urcuqui

Yury Catalina Valencia López

UNIVERSIDAD DEL VALLE

FACULTAD DE INGENIERIA

ESCUELA DE INGENIERIA CIVIL Y GEOMATICA

SANTIAGO DE CALI, VALLE DEL CAUCA

2019

**METODOLOGÍA PARA LA IDENTIFICACIÓN AUTOMÁTICA DEL DETERIORO EN
PAVIMENTO FLEXIBLE, POR MEDIO DE FOTOGRAFÍAS AÉREAS TOMADAS
DESDE VEHÍCULOS NO TRIPULADOS**

Jaime David Madroñero Urcuqui

Yury Catalina Valencia López

Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero Topográfico

Directores

Francisco Hernández Torres M.Sc

Jorge Enrique García Hurtado M.Sc

UNIVERSIDAD DEL VALLE

FACULTAD DE INGENIERIA

ESCUELA DE INGENIERIA CIVIL Y GEOMATICA

SANTIAGO DE CALI, VALLE DEL CAUCA

2019

Nota de Aceptación:

Francisco Hernández Torres

Jorge Enrique García Hurtado

Jurado 1

Jurado 2

Santiago De Cali (septiembre de 2019)

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo de grado se lo debo al esfuerzo constante y apoyo de mi mamá Lidia y de mis hermanos Cristian Y Johana, sin su paciencia y cariño, llegar a este lugar no habría sido posible por esta razón se llevan todo mi agradecimiento, ellos que siempre han sido los pilares de mi vida; además le agradezco enormemente a mi compañera Catalina Valencia por su compromiso y dedicación ella es una persona con cualidades sorprendentes y tengo la seguridad de que llegarás muy lejos.

Jaime David Madroñero Urcuqui

Primero agradezco a Dios por la culminación del proyecto y demás logros en el transcurso de la carrera; agradezco a mis padres por su apoyo incondicional y por todas las enseñanzas de perseverancia y disciplina; a mi hermano que a pesar de la distancia siempre ha estado pendiente de mi proceso; y finalmente agradezco a mi novio quien gracias a sus conocimientos siempre me ayudo a resolver dudas y siempre estuvo a mi lado brindándome palabras de aliento.

Yury Catalina Valencia López

Le agradecemos a nuestros directores Francisco Hernández y Jorge García quienes a través de su experiencia, apoyo y conocimiento nos guiaron en todo este proceso de aprendizaje, ofreciéndonos su tiempo y un espacio para trabajar, y así culminar este proyecto; del mismo modo le agradecemos al profesor Wilfredo Morales quien siempre tuvo un espacio para atendernos, aconsejarnos y orientarnos en todo el desarrollo del proyecto, para ellos infinitas gracias.

Tabla de contenido

1. INTRODUCCIÓN	11
2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	12
3. OBJETIVOS	14
Objetivo General	14
Objetivos Específicos	14
4. JUSTIFICACIÓN	15
5. MARCO TEÓRICO.....	17
5.1. Marco Conceptual	17
5.2. Marco Teórico.....	20
5.2.1. Georreferenciación De La Imagen	21
5.2.1.1. Transformación de características invariantes de escala (SIFT)	21
5.2.1.2. Cálculo del error medio cuadrático (RMSE).....	23
5.2.2. Preprocesamiento y segmentación de la imagen.....	23
5.2.2.1. Clasificación Supervisada.....	23
5.2.2.2. Conversion a escala de grises.....	24
5.2.2.3. Binarizacion	24
5.2.2.4. Filtro de suavizado.....	25
5.2.2.5. Operaciones Morfológicas.....	25
5.2.2.5.1. Erosion	25
5.2.2.5.2. Dilatación.....	26
5.2.2.5.3. Apertura	26
5.2.2.6. Adelgazamiento Binario.....	27
5.2.2.7. Descriptor de Región.....	28
5.2.3. Extracción De Características e Identificación De Deterioros	28
5.2.3.1. Cambio De Espacio De Color	28
5.2.3.2. Extracción De Características.....	29
5.2.3.2.1. Gaussianas Mixtas	29
5.2.3.2.2. Métodos Estadísticos	29
5.2.3.2.3. Coeficiente De Correlación De Pearson (r).....	31
5.2.3.3. Redes Neuronales Artificiales.....	31
5.2.3.3.1. Red Neuronal Perceptron Multi-capas (MLP).....	31
5.2.3.3.1.1. Algoritmo de aprendizaje Back-propagation	33

5.2.3.3.1.2.	Algoritmo de aprendizaje Levenbeerg-Marquardt	35
5.2.3.3.1.3.	Función De Activación	36
5.2.4.	Validación De Los Resultados	38
5.2.4.1.	Matriz De Confusión	38
5.2.4.1.1.	Coeficiente Kappa	38
5.2.4.1.2.	Exactitud Global	39
5.2.4.1.3.	Sensibilidad	39
5.2.4.1.4.	Valor Predictivo Positivo	39
5.2.4.2.	Comparación entre los resultados e inventario vial por trabajo de campo....	40
5.3.	Marco Referencial.....	40
6.	METODOLOGIA.....	50
6.1.	Selección de fotografías aéreas a procesar	50
6.2.	Materiales y Equipos	51
6.3.	Métodos	52
6.3.1.	Procesamiento de las fotografías aéreas UAV	52
6.3.2.	Extracción de la superficie vial.....	52
6.3.3.	Procedimiento para la identificación automática de las fallas en la superficie vial en pavimento flexible.....	53
6.3.3.1.	Extracción de características para la identificación	53
6.3.3.1.1.	Transformación de RGB a HSI	54
6.3.3.1.2.	Aplicación del Algoritmo de Gaussianas Mixtas	54
6.3.3.1.3.	Cálculo de Entropía	54
6.3.3.2.	Identificación de grietas (fisuras) y baches	55
6.3.3.3.	Automatización	55
6.3.4.	Validación	55
6.4.	Interfaz Gráfica De Usuario (GUI).....	56
7.	RESULTADOS	57
7.1.	Georreferenciación de las fotografías aéreas	57
7.2.	Extracción de la superficie vial.....	58
7.3.	Extracción de características.....	59
7.4.	Entrenamiento de la red neuronal MLP	62
7.5.	Identificación automática de Baches y Grietas	65
7.6.	Validación de método.....	73

7.7. Validación de los resultados	75
8. DISCUSION.....	78
9. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	82
10. BIBLIOGRAFÍA	84
ANEXO A.....	93
ANEXO B.....	95
ANEXO C.....	97
ANEXO D.....	99
ANEXO E.....	102
ANEXO F.....	104

Tabla de Figuras

Figura 1: Metodología	52
Figura 2: Orto mosaico del vuelo 6	58
Figura 3: Calle 73, desde carrera 25u hasta la calle 72f.....	59
Figura 4: Histograma de la imagen en el canal Hue (matiz)	62
Figura 5: Histograma de la imagen en el canal saturation (saturación).....	62
Figura 6: Histograma de la entropía de la imagen	62
Figura 7: Detección de deterioro en zona húmeda, fotografía id_tramo 2160.....	67
Figura 8: Detección de deterioro en sombra de árbol, fotografía id_tramo 2236.....	67
Figura 9: Visualización de bache en tramo de vía id_tramo 2510.....	68
Figura 10: Identificación de DETERIORO, clasificándolo como grieta cuando en realidad es bache, falso positivo.....	68
Figura 11: Visualización de bache en tramo de vía id_tramo 2429.....	68
Figura 12: Identificación del bache por medio del método trabajado	68
Figura 13: Cables de energía que generaron resultados erróneos ID_TRAMO 3088	70
Figura 14: Visualización de deterioro en el tramo de vía id_tramo 2350.....	70
Figura 15: Identificación de baches y grietas en tramo de vía id_tramo 2350.....	70
Figura 16: Visualización de grietas en el tramo de vía id_tramo 2858	71
Figura 17: Identificación de grietas en el tramo de vía id_tramo 2858	71
Figura 18: Id_tramo 2509	72
Figura 19: Id_tramo 2512	73
Figura 20: Interfaz gráfica de usuario	97
Figura 21: Selección de fotografía a procesar e identificación de baches y grietas	98
Figura 22: Identificación de baches y grietas.....	98

Tabla De Tablas

Tabla 1: Matriz de confusión expresada en proporción.....	38
Tabla 2: Valoración del coeficiente kappa	39
Tabla 3: Características de la cámara	51
Tabla 4: Descripción de las características extraídas	60
Tabla 5: Correlación entre clases de cada característica.....	61
Tabla 6: Codificación de las clases	63
Tabla 7: Entrenamientos realizados con el algoritmo Levenberg-Marquardt y Gradiente conjugado.....	64
Tabla 8: Redes neuronales seleccionadas	64
Tabla 9: Muestra de la población (vías).....	66
Tabla 10: Porcentaje y numero de muestras por cada clase	66
Tabla 11: Porcentaje de afectación en baches de cada tramo de vía	69
Tabla 12: Porcentaje de afectación en grietas de cada tramo de vía.....	71
Tabla 13: Matriz de confusión de red neuronal numero 1	73
Tabla 14: Matriz de confusión de red neuronal numero 2	73
Tabla 15: Matriz de confusión de red neuronal numero 3	74
Tabla 16: Cálculo de índices	74
Tabla 17: Valores métricos de cada matriz de confusión.....	74
Tabla 18: Matriz de confusión de la categoría baches e índices de evaluación	76
Tabla 19: Matriz de confusión de la categoría grietas e índices de evaluación	77
Tabla 20: Puntos de control.....	95
Tabla 21: RMSE del orto mosaico, vuelo 1	99
Tabla 22 : RMSE del ortomosaico, vuelo 3.....	99
Tabla 23: RMSE del orto mosaico, vuelo 4.....	99
Tabla 24: RMSE del orto mosaico, vuelo 5.....	100
Tabla 25: RMSE del orto mosaico, vuelo 6.....	100
Tabla 26: RMSE del orto mosaico, vuelo 7.....	101
Tabla 27: RMSE del orto mosaico, vuelo 8.....	101
Tabla 28: Umbrales utilizados en la extracción vial de vías sanas.....	102
Tabla 29: Umbrales utilizados en la extracción vial de vías con baches	102
Tabla 30: Umbrales utilizados en la extracción vial de vías con grietas.....	102
Tabla 31: Objetos identificados como grieta o bache en vías seleccionadas en la categoría de sanas	104
Tabla 32: Objetos identificados como grietas o baches en vías seleccionadas en la categoría de baches	104
Tabla 33: Objetos identificados como grietas o baches en vías seleccionadas en la categoría de grietas	105

RESUMEN

Cuando las sociedades crecen las carreteras juegan un papel importante en su desarrollo; por lo tanto, el mantenimiento del pavimento, el cual es la base para la construcción de caminos, se hace relevante cuando las vías empiezan a presentar deterioros. Actualmente las inspecciones visuales de la infraestructura vial se realizan por trabajo de campo, el cual requiere de tiempo y está ligado a las opiniones subjetivas de los inspectores; por consiguiente, en el presente proyecto se desarrolló una metodología para identificar deterioros presentes en el pavimento flexible de manera automática, utilizando técnicas de fotogrametría digital, procesamiento de imágenes y redes neuronales, el trabajo está representado en seis etapas: procesamiento de las fotografías aéreas, extracción de la superficie vial, extracción de características, identificación de grietas y baches, automatización y validación del método y de los resultados; este procedimiento se realizó con el entrenamiento de una red neuronal capaz de identificar baches, grietas y pavimento sano. Este clasificador obtuvo un porcentaje de 98.3% aciertos. La metodología planteada es un acercamiento a la generación de un sistema automatizado para la identificación de baches y grietas en pavimento flexible.

PALABRAS CLAVES: Pavimento, Identificación Automática de Deterioros, Fotogrametría Digital, Procesamiento de imágenes, Redes Neuronales.

ABSTRACT

When societies grow, roads play an important role in their development; therefore, maintenance of the pavement, which is the basis for road construction, becomes relevant when the roads begin to show deterioration. Currently, visual inspections of the road infrastructure are carried out by field work, which requires time and is linked to the subjective opinions of the inspectors; therefore, in the present project a methodology was developed to identify deteriorations present in the flexible pavement automatically, using techniques of digital photogrammetry, image processing and neural networks, the work is represented in six stages: processing of aerial photographs, extraction of the road surface, extraction of characteristics, identification of cracks and potholes, automation and validation of the method and results; this procedure was carried out with the training of a neural network capable of identifying bumps, cracks and healthy pavement, this classifier

obtained a percentage of 98.3% of correct answers; This methodology is an approach to the generation of an automated system for the identification of bumps and cracks in flexible pavement.

KEYWORDS: Pavement, Automatic Identification of Deterioration, Digital Photogrammetry, Image Processing, Neural Networks.

1. INTRODUCCIÓN

El desarrollo económico está ligado estrechamente a las comunicaciones entre las comunidades y al mejoramiento de los sistemas de transporte; por lo tanto, la importancia de las carreteras juega un papel fundamental en la medida en que las sociedades crecen y tienen la necesidad de trasladarse (Solminihac, 2005).

El pavimento es la base para la construcción de caminos que generan conectividad entre comunidades, de tal manera se hace prioritario su mantenimiento cuando estos empiezan a presentar fallas (Solminihac, 2005).

Actualmente las inspecciones de la infraestructura vial se realizan por trabajo de campo aplicando el reconocimiento visual, que requiere de tiempo y está ligado a las opiniones subjetivas de los inspectores, lo que genera imprecisiones en los datos; es por eso que se propone implementar el uso de vehículos aéreos no tripulados (UAV) para la captura de información (Dunn & Harwood, 2015); las fotografías aéreas se utilizan para la identificación de rasgos importantes en la superficie vial.

Implementando una metodología basada en el procesamiento de fotografías aéreas digitales, se logra una automatización en los procesos de captura de información, que consiste en la identificación del deterioro presente en la superficie vial de pavimento flexible; lo cual brinda un beneficio en la gestión de infraestructura, ya que se enfoca en la reducción de tiempos y costos destinados para estos procesos de captura de datos.

El desarrollo de este proyecto presenta el problema a resolver y su justificación, objetivos a lograr, marco teórico de todos los procedimientos realizados, proceso metodológico utilizado para procesamiento de fotografías aéreas, extracción vial, extracción de características, identificación de deterioros (baches y grietas), automatización y validación; finalmente se expone los resultados obtenidos, discusión, conclusiones y recomendaciones.

2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Se entiende por infraestructura vial a ese conjunto de elementos que hacen parte en el desplazamiento de los vehículos. Uno de los elementos es el pavimento, que es el elemento básico dentro de la infraestructura dado que a partir de este se generan los demás elementos (puentes, túneles, señalización, entorno, dispositivos de seguridad, etc); el pavimento es el que proporciona la superficie requerida para el desplazamiento del parque automotor, por lo tanto, es el elemento que requiere altos recursos económicos para su construcción y posterior mantenimiento. (Solminihaç,2005).

Los grandes flujos vehiculares y el aumento progresivo en el parque automotor, muestra la necesidad de encontrar soluciones que mejoren los procesos de evaluación, seguimiento y mantenimiento de la superficie vial. De acuerdo con ANIF (2019), en Colombia las inversiones en mantenimiento vial no superaron el 0.03% del PIB para el 2017, cifra muy distante de la recomendación del Banco Mundial que es de 0.4% del PIB. A nivel regional y local la situación es similar, lo que se refleja en la pésima cifra de tan solo el 47% de las vías pavimentadas se encuentran en buen estado, para el 2017 (ANIF, 2019).

Una de las causas del deterioro de las vías, además de la falta de inversión, es el incremento del parque automotor. De acuerdo con el informe del Banco Bilbao Vizcaya Argentaria (2018), el parque automotor en Colombia asciende a 13 millones de vehículos, de los cuales el 55% corresponde a motos y el restante 45% a autos. Adicionalmente, según el diario La República (2019), Colombia es el segundo país en Latinoamérica que presentará mayor venta de carros nuevos para el 2019. En Cali el aumento del parque automotor matriculado en la secretaria de movilidad de la ciudad crece de manera considerable debido a que para el año 2009 se registraban 377.557 mientras que para el año 2018 eran 698.735 total de vehículos matriculados en Cali, es decir un aumento del 46% (Alcaldía De Santiago De Cali, 2018).

Además, “Cali tiene una malla vial antigua que ha cumplido su ciclo de vida. La situación económica del Municipio en los últimos años no ha permitido que se le haga un mantenimiento adecuado “, según el secretario de infraestructura de Cali, Juan Carlos Orobio (Redacción De EL PAÍS, 2016).

El mal estado de las vías siempre ha sido un factor que influye decisivamente en el flujo vehicular, el gran volumen de vehículos circulando por las calles generan desgaste y deterioro acelerado de la malla vial; Para el 2017 se lograron identificar 400.000 m² de baches (PIMU, 2017); esto significa que existe un evidente deterioro en la superficie vial. Hoy en día la identificación de estas fallas en las vías se realiza por trabajo de campo (visual); la toma de datos por medio de la inspección visual consume mucho tiempo (Pu, et al., 2011), además el trabajo de campo depende de las opiniones subjetivas de los inspectores (Dunn & Harwood, 2015).

En contraste los procesos de inspección automatizada de las vías mediante el uso de aviones no tripulados son cada vez más utilizados debido a que son una técnica rentable y robusta para adquirir información sobre entornos dinámicos (Dunn & Harwood, 2015; Kukko et al., 2009). En razón a las cifras expuestas anteriormente y debido a la necesidad de contar con información sobre el deterioro de la capa asfáltica de las calles en la ciudad de Santiago de Cali, surgen las siguientes preguntas: ¿Cómo obtener elementos objetivos que permitan evaluar de manera automatizada el deterioro de las vías en el municipio de Santiago de Cali? ¿Qué metodología automatizada podría evitar los criterios subjetivos en la evaluación del deterioro presente en las vías? ¿Como automatizar los procesos de captura de datos que contribuya a la gestión de la infraestructura vial?

3. OBJETIVOS

Objetivo General

Implementar una metodología para la identificación automática de fisuras y baches en pavimento flexible en vías de Cali, por medio de fotografías tomadas desde vehículos aéreos no tripulados.

Objetivos Específicos

- Extraer la superficie vial de las fotografías aéreas procesadas, tomadas desde vehículos aéreos no tripulados (UAV).
- Determinar e implementar estrategias para la identificación de fisuras y baches en la superficie vial en pavimento flexible.
- Validar los resultados obtenidos respecto a los datos de trabajo de campo.

4. JUSTIFICACIÓN

Según (Nex & Remondino, 2014) “En la geomática, los UAV se han convertido en una plataforma de bajo costo para la adquisición de datos capturados remotamente”. Además se vuelve atractivo la combinación de esta tecnología UAV con diferentes tipos de software para comprender adecuadamente el entorno (FOMBUENA, 2017). Los beneficios económicos de la combinación de estas tecnologías en la gestión de infraestructura podrían ser rentable para las instituciones encargadas del mantenimiento vial.

La identificación del deterioro en la superficie vial por medio de imágenes UAV, es una de las aplicaciones que se le puede dar a esta nueva tecnología, la implementación de esta metodología puede reducir los tiempos de adquisición de datos de manera exponencial (FOMBUENA, 2017), por otro lado la precisión de los datos estaría respaldada por los procesos fotogramétricos que se implementan en las imágenes tomadas por UAV, descartando los criterios subjetivos de los inspectores que se presentan en el trabajo de campo como actualmente se realiza en proyectos que estudian el estado de las vías.

Una metodología automática que detecte la ubicación espacial de los deterioros presentes en las vías solucionaría las dificultades que surgen a partir de los resultados basados en las opiniones de los inspectores encargados del inventario del estado de las vías; por consiguiente, se realizaría la identificación de manera objetiva y no subjetiva. Con información oportuna y confiable respecto al estado de la superficie de rodamiento agilizaría los proyectos encargados del mantenimiento vial, además disminuiría los accidentes de tránsito a causa del mal estado de las vías.

La implementación de una metodología para la identificación automática del deterioro de la superficie en pavimento flexible sería de interés para instituciones que se dedican al mantenimiento de las vías en las ciudades, en el caso local la secretaria de infraestructura y valorización de Cali.

Contar con información fidedigna es decir más eficiente, real y rápida de las vías permitirá a la secretaría de Infraestructura y valorización, mejorar su gestión en cuanto al

mantenimiento vial, lo que repercute en los usuarios de las vías como los peatones, ciclistas, conductores, transporte público, etc.

5. MARCO TEÓRICO

5.1. Marco Conceptual

La infraestructura vial es el conjunto de elementos que permiten el desplazamiento del parque automotor; en este conjunto el pavimento es el elemento básico dado que entrega la superficie requerida para el desplazamiento de los vehículos y a partir de este se generan los demás elementos que conforman la infraestructura vial; en este caso es de interés conocer del pavimento flexible; este tipo de pavimento posee en su capa superior concreto asfáltico y sus capas inferiores de base y sub base son generalmente granulares (Solminihaç, 2005).

Se entiende por deterioro en la superficie vial a un conjunto de manifestaciones superficiales que afectan en la circulación de los vehículos (Solminihaç, 2005); los daños que se presentan en pavimento flexible se clasifican en: fisuras deformaciones, pérdidas de capas estructurales y daños superficiales (Ministerio De Transporte Instituto Nacional De Vías, 2006).

Entre los daños que se pueden presentar en la superficie vial están las fisuras longitudinales y transversales, las cuales son discontinuidades en la carpeta asfáltica y manifiestan esfuerzos de tensión en la estructura; también se encuentran las fisuras piel de cocodrilo, estas son fisuras entrelazadas con patrones irregulares (Ministerio De Transporte Instituto Nacional De Vías, 2006).

El deterioro en pavimento flexible que corresponde a la pérdida de las capas estructurales se encuentra el descaramiento y los baches; el descaramiento es la pérdida de la capa asfáltica superficial y los baches es la pérdida total de la capa asfáltica dejando expuestos los materiales granulares. (Ministerio De Transporte Instituto Nacional De Vías, 2006).

La evaluación del estado del pavimento se ha realizado comúnmente por inspecciones visuales (trabajo de campo); las cuales están sujetas a criterios subjetivos; sin embargo, desde la década de 1980 han venido surgiendo métodos para la evaluación automatizada del pavimento, como la fotogrametría digital (S. Zhang, Lippitt, Bogus, & Neville, 2016).

Fotogrametría digital es una técnica que anteriormente se limitaba a crear mapas topográficos, trabajando con fotografías superpuestas; ahora la fotogrametría se ha

desarrollado con trabajo en procesamiento en computadora; la fotogrametría digital hace posible reconstruir un modelo 3D de un objeto visible en al menos dos fotografías (Kenarsari, Vitton, & Beard, 2017).

Uno de los medios de captura de información fotogramétrica son los vehículos aéreos no tripulados (UAV), son conocidos por su autonomía, versatilidad, bajos costos de operación y manejo; estos son controlados remotamente, requiriendo previamente de un plan de vuelo (Garijo et al., 2009); el vuelo se planea de acuerdo a la resolución que se desea obtener, a la ubicación y a la orografía del terreno del área a estudiar, a partir de lo anterior se define la ubicación de la cámara en cada toma y se determina altura de vuelo, cantidad de fotografías en cada posición, inclinación de la cámara, velocidad de ascenso y desplazamiento, etc.(López de la Sierra, 2014).

Los vehículos aéreos no tripulados pueden estar equipados con dispositivos que son capaces de capturar información sobre la superficie terrestre, como cámaras fotográficas que registran imágenes obtenidas en el espacio de color RGB (Rojo, Verde, Azul), este espacio de color está orientado en la visualización sobre pantallas. Por otro lado, espacios de color como el HSI (Matiz, saturación e intensidad) hacen referencia a la percepción del ojo humano, es decir los espacios de color están orientados a la interpretación, definición y a una organización específica del color para los distintos usos a los cuales puedan enfocarse las imágenes (Ziemba & Fornalik-Wajs, 2018).

Actualmente, el procesamiento de las imágenes puede ser realizado por medio de la técnica estructura para el movimiento (Structure for Motion, SfM), a partir de la que se reconstruye la escena a través de la identificación automática de entidades homólogas en múltiples imágenes, esta identificación se realiza mediante el algoritmo de transformación de características invariantes a la escala (Scale-invariant feature transform, SIFT) (Parrizas, 2016). El proceso fotogramétrico se realiza a partir de tres etapas, orientación interna, orientación externa y ortorectificación. La orientación interna corresponde a la transformación del sistema de coordenadas interno de la cámara al sistema de coordenadas espaciales de la imagen; la orientación externa consiste en la transformación de las coordenadas de la imagen a coordenadas reales y la

ortorectificación es corregir la distorsión de la imagen causada por el relieve (Instituto Geografico Agustin Codazzi, 2016).

Para obtener información de las fotografías aéreas generalmente se realizan procesos de clasificación digital. Existen dos grandes métodos para clasificar imágenes digitales, la clasificación supervisada y no supervisada; la diferencia que hay entre ellos es que en la primera debe definir a priori el número de clases y sus respectivas “muestras” y el segundo no. En la clasificación supervisada el método más común es el clasificador de máxima verosimilitud (MLC) que se apoya en el teorema de Bayes para asignar los píxeles a una determinada clase (Ventura, Bruno, Jona Lasinio, Belluscio, & Ardizzone, 2016).

Cuando se utilizan imágenes de alta resolución espacial es necesario realizar algunos pasos previos como la segmentación (Sun, Salari, & Chou, 2009); La segmentación es el proceso en el cual se divide las imágenes en regiones y se resaltan los patrones de interés y fondo, este paso implica la creación de un histograma de los niveles de gris, que se utilizara para determinar los picos de este color que existen en la imagen y determinar intervalos. El umbral de adaptación aplica un umbral distinto a diferentes regiones de la imagen y brinda como resultado, una mejor segmentación (Sun, Salari, & Chou, 2009).

Otro de los procesos que es común aplicar en el procesamiento de imágenes de alta resolución espacial es la técnica de matemática morfológica, que es una técnica de segmentación de las imágenes y las procesa en función de su forma y estructura, trabaja con imágenes binarias (Sesma-Sara et al., 2018).

En el ámbito del procesamiento digital de imágenes, una de las ciencias de mayor interés y desarrollo acelerado es la inteligencia artificial, debido a que es un área de estudio multidisciplinario en donde se desarrollan diferentes tipos de sistemas que intentan hacer y resolver tareas simulando la forma del pensamiento humano. La inteligencia artificial es una rama de las ciencias computacionales dedicada a la automatización de la conducta inteligente, actualmente existen diferentes campos de trabajo sobre esta ciencia que cuentan con variadas herramientas y técnicas, una de las áreas de interés es el reconocimiento de imágenes que puede lograrse a través de las redes neuronales artificiales (Ponce et al., 2014).

Una red neuronal artificial es un modelo matemático/computacional que intenta simular el comportamiento de las redes neuronales biológicas; estas redes están compuestas por diferentes unidades computacionales que se encuentran altamente conectadas (Correa & Gonzalez, 2011).

Existen algoritmos que son capaces de convertir un modelo indeterminado en un modelo determinado o modelos paramétricos este es el caso de las Mezclas Gaussianas (GMM), los componentes gaussianos ofrecen ventajas computacionales que obtienen soluciones analíticas, generando valores que pueden ser comparados entre clases para su clasificación (Y. Zhang, Shi, & Chen, 2006).

Para evaluar la confiabilidad de los resultados obtenidos por el proceso de clasificación se utiliza la matriz de confusión; que evalúa la base cartográfica teniendo en cuenta un “objeto” de referencia; en la matriz las filas representan las categorías de referencia a evaluar y las columnas las de la cartografía; los valores de la diagonal manifiestan la coincidencia que existe entre los elementos y los que no se encuentran en la diagonal significan errores; se pueden presentar dos tipos de errores, errores de comisión que representa los sitios de la base cartográfica que son asignados a una categoría equivocada; y los errores de omisión que corresponden a los sitios de una categoría que fueron cartografiados en otra (Mas, Díaz-Gallegos, & Vega, 2003).

Otra técnica utilizada para evaluar la confiabilidad de los resultados obtenidos en una clasificación es la de índices a partir de la matriz de confusión; entre estos se encuentra la confiabilidad del usuario y del productor, que están relacionados con los errores de comisión y omisión respectivamente; también está el coeficiente de Kappa, que suma los valores por fuera de la diagonal y determina la contribución del “azar” en la confiabilidad de la base cartográfica (Mas, Díaz-Gallegos, & Vega, 2003).

5.2. Marco Teórico

Basados en los estudios realizados previamente por diferentes autores se han seleccionado los procedimientos que se adaptan al desarrollo de la identificación de los deterioros presentes en la superficie vial.

5.2.1. Georreferenciación De La Imagen

5.2.1.1. Transformación de características invariantes de escala (SIFT)

La orientación de las fotografías se realiza utilizando el operador matemático SIFT. Este operador evalúa la correspondencia entre las imágenes. SIFT fue trabajado por (Lowe, 2004).

Para la Detección de puntos extremos:

Esta detección busca mediante el enfoque de filtrado de cascada utilizando algoritmos eficientes la identificación de candidatos a puntos clave, estos puntos son invariantes al cambio de la escala de la imagen, que ayudan a la ubicación de las zonas en diferentes figuras, para esto se utiliza una función continua de escala conocida como espacio de escala que se presenta a continuación:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

$G(x, y, \sigma)$ escala variable Gaussian

$I(x, y)$ Imagen de entrada

Para la Eliminación de puntos extremos con bajo contraste:

Una vez se encuentra un candidato a puntos clave, se realiza un ajuste preciso a los datos cercanos al punto clave para la ubicación de escala y relación de curvaturas principales, lo que permite rechazar puntos con bajo contraste, para esto se utiliza la expansión de Taylor (2) lo que proporciona que el origen se encuentre en el punto de muestra; cuando el desplazamiento de x es superior a 0.5 significa que el extremo de la imagen se encuentra más cerca de un punto de muestreo diferente, en tal caso el desplazamiento final se agrega a la ubicación de su punto de muestra esto se logra sustituyendo la ecuación (3) en (2), obteniendo la ecuación (4).

$$D(x) = D + \frac{\partial D^T}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x \quad (2)$$

$$\ddot{x} = - \frac{\partial^2 D^{-1} \partial D}{\partial x^2 \partial x} \quad (3)$$

$$D(\ddot{x}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial x} \ddot{x} \quad (4)$$

Donde:

D(x) derivada de x

x: (x,y,σ)^T desplazamiento del punto x

Para la Eliminación de Bordes:

Para la estabilidad de la orientación de imágenes no basta con rechazar los puntos clave de bajo contraste, de tal modo que un pico mal definido tendrá un gran principio de curvatura a lo largo del borde pero pequeña en dirección perpendicular, de este modo las curvaturas principales se pueden calcular por medio de una matriz Hessiana ecuación (5) (Lowe, 2004).

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$Tr(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta \quad (6)$$

$$Det(H) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha\beta \quad (7)$$

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} = \frac{(\alpha+\beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(r\beta+\beta)^2}{r\beta^2} = \frac{(r+1)^2}{r} \quad (8)$$

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} < \frac{(r+1)^2}{r} \quad (9)$$

Donde:

H [] matriz hessiana

α valor propio de mayor magnitud

β valor propio de menor magnitud

r umbral

Cálculo de la orientación: detecta las orientaciones predominantes.

El procedimiento anterior corresponde a la orientación interna de fotografías, el algoritmo presentado reconstruye la escena a través de la identificación automática de entidades homólogas en múltiples imágenes; a partir de esto se logra generar la nube de puntos, la malla y la textura del área, finalmente se obtiene el orto mosaico.

5.2.1.2. Cálculo del error medio cuadrático (RMSE)

El RMSE también llamado desviación cuadrática, permite calcular en una sola medida la capacidad de predicción, basado en los valores pronosticados por un modelo y los valores realmente observados (Vélez & Nieto, 2016). De este modo esta ecuación para el cálculo del error es el más usado para la validación de sistemas físicos, Su resultado tiene las unidades de la variable medida y pondera los pronósticos que están más alejados del valor medido (Camarillo-Peñaranda, Saavedra-Montes, & Ramos-Paja, 2013).

El error medio cuadrático (RMSE) de los puntos de control (georreferenciación) y las coordenadas de la nube de puntos. RMSE es trabajado por (INSTITUTO GEOGRAFICO AGUSTIN CODAZZI, 2016)

$$RMSE_x = \sqrt{\frac{\sum (dato_x - control_x)^2}{n}} \quad (10)$$

$$RMSE_y = \sqrt{\frac{\sum (dato_y - control_y)^2}{n}} \quad (11)$$

Donde:

dato_x, dato_y: coordenadas norte y este del conjunto de datos

control_x, control_y: coordenadas norte y este de fuente de mayor exactitud

n: número de observaciones

5.2.2. Preprocesamiento y segmentación de la imagen

5.2.2.1. Clasificación Supervisada

La clasificación supervisada implementada por (Islam et al., 2018), trabaja con la regla de decisión de máxima verosimilitud, que se basa en la probabilidad de que un píxel pertenezca a una clase particular. La ecuación para el clasificador de máxima verosimilitud / bayesiano es la siguiente (Erdas, 1997):

$$D = \ln(ac) - [0.5 \ln(|Cov_c|)] - [0.5 (X - Mc)^T (Cov_c - 1) (X - Mc)] \quad (12)$$

Donde:

D distancia ponderada (probabilidad)

c una clase particular

X el vector de medición del pixel candidato

Mc el vector medio de la muestra de la clase *c*

ac porcentaje de probabilidad de que cualquier pixel candidato sea miembro de la clase *c*
(Por defecto es 1.0, o se ingresa desde un conocimiento a priori)

Covc la matriz de covarianza de los píxeles en la muestra de clase *c*

| Covc | determinante de *Covc* (álgebra matricial)

Covc-1 inverso de *Covc* (álgebra matricial)

ln función de logaritmo natural

T función de transposición (álgebra matricial)

El píxel se asigna a la clase, *c*, para la cual *D* es la más baja.

5.2.2.2. Conversion a escala de grises

En el procesamiento de imágenes es necesario la reducción de ruido, esto puede lograrse a través de diferentes técnicas que modifican la escala de una imagen, acotándola con valores límites, esto permite extraer características de interés, de ahí la necesidad en la conversión a escala de grises de una imagen (Taquía, 2017).

La escala de grises o luminancia de la imagen se determina a partir de la media ponderada de las distintas componentes de color (RGB) de cada pixel. La siguiente ecuación se aplica a cada uno de los píxeles de la imagen (Sobrado, 2003).

$$\text{Imagen en escala de grises} = R * 0.3 + G * 0.5 + B * 0.11 \quad (13)$$

5.2.2.3. Binarizacion

Este pre-procedimiento se da lugar una vez la imagen se transforma a escala de grises, y permite la búsqueda de regiones con picos o comportamientos que pueden ser consideradas integrantes de un mismo patrón, ayuda a conseguir los umbrales óptimos en el procesamiento de la imagen (Mendoza, Meza, & Gualdron, 2016).

La binarización de la imagen en función del umbral (*T*); se obtiene a partir de la imagen en escala de grises y arroja como resultado una imagen en dos colores (blanco y negro) (Koch & Brilakis, 2011).

$$B(i,j) = \begin{cases} 1 & \text{Si imagen}(i,j) \leq T \\ 0 & \text{de otra manera} \end{cases} \quad (14)$$

5.2.2.4. Filtro de suavizado

Los procesos de filtrado describen todas aquellas técnicas que posibilitan dentro del pre-procesamiento de imágenes: el mejoramiento, la adecuación o resaltan ciertas características que ayudan o facilitan a efectuar diferentes operaciones sobre ellas; logrando reducir las variaciones de intensidad entre píxeles, resaltar bordes, detectar bordes y/o eliminar el ruido presente en la imagen (Alvarez, Morales, & Rodriguez, 2010).

El filtro de la mediana es una técnica de filtrado digital no lineal, por lo general se utiliza para eliminar el ruido. Reemplaza el valor de un píxel por el filtro mediano del nivel de gris en la vecindad de ese píxel (Ali, Boshir, & Ariful, 2010).

$$f(x, y) = \text{median}\{g(s, t)\} \quad (15)$$

5.2.2.5. Operaciones Morfológicas

Las operaciones morfológicas son métodos para procesar imágenes binarias basados sobre formas. Estas operaciones toman una imagen binaria como entrada y salida. El valor de cada píxel está influenciado por el valor de sus vecinos (Sobrado, 2003).

Además las operaciones morfológicas se utilizan para mejorar los bordes y el contraste de los elementos presentes en las imágenes basándose en un elemento estructural, que a su vez facilita la segmentación, a continuación se presentan los pasos operativos básicos de la morfología matemática (Hubert et al., 2018).

5.2.2.5.1. Erosion

El operador de erosión elimina el ruido presente en la imagen, debido a que en una imagen binaria lo que hace es ampliar los valores negativos, mientras contrae los picos positivos; La ecuación se presenta a continuación, trabajada por (Aguirre & Tello, 2014).

$$E(A, B) = A \ominus B = \cap b \in B (A - b) \quad (16)$$

Donde:

A imagen

B máscara

5.2.2.5.2. Dilatación

El operador de dilatación potencialmente llenan pequeños agujeros y conectan objetos separados (Ali Boshir & Ariful, 2010). Emplea una máscara para expandir los valores positivos, el proceso consiste en unir todos los valores positivos que se encuentran cercanos y expande los que se encuentran separados; La ecuación se presenta a continuación, trabajada por (Aguirre & Tello, 2014).

$$D(A, B) = A \oplus B = \bigcup_{b \in B} (A + b) \quad (17)$$

Donde:

A imagen

B máscara

5.2.2.5.3. Apertura

Esta técnica consiste en aplicar sobre una imagen el operador de erosión y después el de dilatación, con lo cual se busca la segmentación de objetos separando unas formas de otras, también sirve para descomponer los objetos presentes en la imagen en componentes más simples además elimina salientes estrechos separando objetos que no estén demasiado pegados (Gonzalez et al., 2006).

Desde el punto de vista geométrico se afirma que la apertura es la unión de todas las traslaciones de B que están contenidas en A, esto suaviza los contornos de la imagen, rompe los canales estrechos, elimina pequeñas islas, La ecuación se presenta a continuación trabajada por (Aguilar, 1995).

$$A \circ B = \{ x \in E^N \mid \text{para algún: } y, x \in B_y \subseteq A \} \quad (18)$$

Donde

A imagen

B máscara

5.2.2.5.4. Cierre

El cierre hace exactamente lo opuesto a la apertura, realizando primero la dilatación y posteriormente la erosión. Esto permite la descomposición de una figura en: base, tronco y partes horizontales (Gonzalez et al., 2006); El cierre es una operación dual a la apertura, desde el punto de vista geométrico se puede decir que el cierre de A por B es la complementación de la unión de todas las traslaciones de B que están contenidas en A,

esto posibilita el suavizado de contornos, fundir roturas estrechas y alargar los golfos delgados, ademas de eliminar los hoyos pequeños y llena los vacios en los contornos (Aguilar, 1995). A continuacion se presenta la representacion matematica de cierre trabajada por (Aguilar, 1995).

$$B \cdot K = (B \oplus K) \ominus \bar{K} \quad (19)$$

Donde:

B máscara

K elementos estructural

5.2.2.5.5. Dilatación Binaria (Llenado)

La dilatacion binaria la cual tambien toma el nombre de llenado, crecimiento, expansion, etc, es el proceso con el cual se produce un efecto de engrosamiento de los bordes del objeto presentes dentro de una imagen, lo que proporciona es un aumento de los contornos de los objetos y une lineas discontinuas que ayudaran a identificar distintas características que pueden ser de interés (Gonzalez et al., 2006). Esta tecnica es representada mediante la siguiente ecuacion descrita por (Gonzalez et al., 2006).

$$A \oplus B = \{c \in E^N \mid c = a + b \text{ para todo } a \in A \text{ y } b \in B\} \quad (20)$$

Donde:

A imagen

B máscara

5.2.2.6. Adelgazamiento Binario

El adelgazamiento o esqueletización es una transformación de imagen que pretende representar objetos por sus líneas del eje medial conservando la topología. Los principales enfoques de la esqueletización se basan en la geometría diferencial o la morfología matemática (Youssef et al., 2016).

Los píxeles extraíbles en un proceso de adelgazamiento se llaman píxeles simples y la ecuación trabajada por (Youssef et al., 2016) se define de la siguiente manera:

Un pixel simple x verifica las siguientes dos condiciones:

$$(i) N_4^0(x) = \{y \in N_4(x), I(y) = 0\} \neq \emptyset \quad (21)$$

$$(ii) N_8^1(x) \text{ esta conectado a } 8, \text{ donde } N_8^1(x) = \{y \in N_8(x), I(y) = 1\} \quad (22)$$

Donde: $N_4(x)$ es el conjunto de 4 vecinos más cercanos de un pixel x y por $N_8(x)$ que es el conjunto de sus 8 vecinos más cercanos.

La condición (i) indica simplemente que x es un punto y condición de frontera (ii) que la eliminación de x no cambia la conectividad de los 8 vecinos locales. El adelgazamiento binario continúa, al detectar primero el conjunto de píxeles simples y segundo, elimina iterativamente estos píxeles.

5.2.2.7. Descriptor de Región

Información binaria correspondiente a la región de un objeto identificado (región interior); un descriptor de región es el área, en una imagen digital el área de un objeto se calcula contando la cantidad de píxeles que conforman la región del objeto (Sobrado, 2003).

5.2.3. Extracción De Características e Identificación De Deterioros

Los sistemas de aprendizaje son aplicados para la solución de problemas que consisten en identificar y clasificar objetos. Esto se logra mediante la determinación de características únicas que entrenan clasificadores como las redes neuronales (Delgado, 2010).

5.2.3.1. Cambio De Espacio De Color

HSI hace referencia a la combinación de los componentes: matiz (H), saturación (S) e intensidad (I). Para la realización de una evaluación de las características de color de una imagen se puede hacer uso de del espacio de color HSI que es una alternativa al espacio de color RGB (rojo, verde y azul) debido a que este marco de color es adecuado para el procesamiento de imágenes que muestran cambios de iluminación.

Estas características son necesarias para convertir los datos de entrada en un conjunto o vector de características que permiten extraer información relevante para la realización de una tarea.

De esta manera los componentes de una imagen con marco RGB pueden convertirse a una representación HSI de la siguiente manera (Sossa & Guevara, 2013).

$$H = \cos^{-1} \left(0.5(R - G) + \frac{(R-B)}{\sqrt{(R-G)^2 + (R-B)(G-B)}} \right) \quad (23)$$

$$S = 1 - \frac{3}{R+G+B} \min(R, G, B) \quad (24)$$

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (25)$$

5.2.3.2. Extracción De Características

El objetivo de la extracción de características es encontrar diferentes valores que permitan divergir un objeto de otro y de la misma manera poder marcar igualdades entre objetos de la misma clase. De esta manera las estadísticas en imágenes digitales se convierten en una herramienta fundamental para la extracción de caracterizas (Vélez, Erazo, & Loaiza, 2009).

5.2.3.2.1. Gaussianas Mixtas

Gaussianas mixtas, son capaces de producir densidades arbitrarias a partir de suficientes gaussianos, puede utilizarse una fuente que modela una mezcla de gaussianos (MoGs), que realizan iteraciones de aprendizaje y se actualizan para adaptarse a las nuevas fuentes estimadas que contienen alguna información nueva. De esta manera el modelo (MoGs) se analiza a través de una serie temporal general $\{s^t\}$, representada de la siguiente manera (Y. Zhang Shi & Chen, 2006):

$$p(s^t) = \sum_{q=1}^k p(q^t = q|\pi) p(s^t|q^t, \mu_q, \beta_q) = \sum_{q=1}^k \pi_q N(s^t|\mu_q, \beta_q) \quad (26)$$

Donde:

k , es la cantidad de componentes gaussianos en el GMM

$q(1 \leq q \leq k)$, indica que componente del modelo se elige para generar un punto de datos dado S

π_q , es la proporción de mezcla del componente $q = p(q^t = q|\pi)$ probabilidad a priori de elegir el componente q

μ_q y β_q , son la media y la precisión del componente q

5.2.3.2.2. Métodos Estadísticos

En la realización de la extracción de las características para la identificación de los deterioros sobre las vías, se procede con el uso de métodos estadísticos de primer orden

que analizan particularidades locales de la imagen, dividiéndola en bloques pequeños, esto consiste en la extracción de información particular u objetiva de interés que sea fundamental para diferenciar una clase de otra.

Se aplica métodos estadísticos de primer orden en el análisis de los histogramas de las imágenes, que permite obtener la distribución de los niveles de color asociada a cada imagen, utilizando estadística de tendencia central (La Serna, Contreras, & Ruiz, 2010). Se evalúa la media de los valores de los pixeles en los histogramas mediante (Moreno & Sierra, 2016):

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (27)$$

Donde:

X: datos

n: número total de datos

Igualmente se utiliza estadística de dispersión determinando la desviación estándar de los histogramas mediante la función (Moreno & Sierra, 2016):

$$\sigma = \sqrt{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)} \quad (28)$$

Donde:

X: datos

\bar{X} : promedio del conjunto de datos

N: número total de datos

Por otro lado, las imágenes seleccionadas una vez transformadas a escala de grises, se analiza la entropía que puede ser definida como la variabilidad y distribución de los niveles de gris de cada uno de los pixeles, este es un parámetro que aporta la “matriz de concurrencia del nivel de gris” (Ríos-díaz et al., 2009), expresado por Haralick, Shanmugam, & Dinstein, (1973) como:

$$H = -\sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j)) \quad (29)$$

Donde:

$p(i, j)$, (i, j) th entrada de la matriz de dependencia espacial de tonos de grises normalizada,
 $= p(i, j)/R$

5.2.3.2.3. Coeficiente De Correlación De Pearson (r)

Estudia la fuerza de relación que existe entre dos variables cuantitativas; una correlación próxima a cero indica que no hay relación entre las variables (Pita & Pérttega, 1997).

$$r = \frac{\sum(\bar{x}-x)*(\bar{y}-y)}{S_x*S_y} \quad (30)$$

Donde:

X: variable

Y: variable

Sx: desviación típica de x

Sy: desviación típica de y

5.2.3.3. Redes Neuronales Artificiales

Las redes neuronales artificiales se pueden establecer como un modelo que imitan el comportamiento de las redes neuronales biológicas, que consta de unas entradas X_i , estas a su vez están ponderadas por pesos W_i que son combinados con la función de red y define el potencial de la neurona, finalmente la salida de la función de la red se evalúa en la función de activación que genera la salida de la unidad de proceso.

Modelo de una red neuronal simple trabajado por (Delgado, 2010):

$$y = W_0 + W_1X_1 \dots + W_nX_n \quad (31)$$

Donde:

Xi: entradas

Wi: pesos

5.2.3.3.1. Red Neuronal Perceptron Multi-capas (MLP)

Una configuración ampliamente utilizada son los Perceptrón multicapa, estas son conocidas por su capacidad en la realización de transformaciones matemáticas entre conjuntos de variables, estas neuronas pueden entrenarse tomando como base ejemplos de desempeño o un comportamiento deseado, este comportamiento puede resumirse de la siguiente manera (Vélez, Erazo & Loaiza, 2009):

$$(p_1 t_1, p_2 t_2, \dots, p_Q t_Q) \quad (32)$$

Donde:

p : es el vector de entrada a la red

t : es la salida correcta

De esta manera se busca reducir el error e , que está definida como la diferencia entre la salida correcta y la salida real de la red:

$$e = t - a \quad (33)$$

El sistema de redes neuronales MLP utiliza un grupo de neuronas en la capa de entrada igual al número de características extraídas en las imágenes y un número de neuronas en la capa de salida que será igual al número de clases del sistema. Finalmente, el número de neuronas en la capa oculta será igual al de la capa de entrada.

Cuando la red neuronal ha sido entrenada, el funcionamiento de esta consiste en calcular para cada neurona la combinación lineal del vector resultado de la capa anterior, es decir el vector de características. La primera capa que se representa de la siguiente manera (Garrido & Vargas, 2013).

$$a_j^{(l)} = \sum_{i=1}^{n_l} w_{ij}^{(l)} x_i^{(l-1)} + b_j^{(l)} \quad (34)$$

Donde:

$x_i^{(0)}$ es el vector de características

$x_i^{(l)}$ es el vector resultado de la capa l

$w_{ij}^{(l)}$ y $b_i^{(l)}$ son los pesos de la capa l y términos independientes respectivamente

Para realizar una clasificación de un objeto en una imagen es necesario asignar algún tipo de clases que sea capaz de diferenciar uno de otro, estos objetos pueden ser definidos por una serie de características tales como el color de sus píxeles, su textura o su tamaño.

A continuación se presentan algunos algoritmos de aprendizaje que surgieron como respuesta a la incógnita de cómo entrenar la capa oculta de una red MLP, si no se tienen datos esperados de salida para esta capa (Caicedo & López, 2009).

5.2.3.3.1.1. Algoritmo de aprendizaje Back-propagation

Iniciar los pesos del MLP.

Mientras la condición de parada sea falsa se ejecuta los pasos 3 a 12.

Aplicar un vector de entrada $x_p = [x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pn}]^T$

Calcular los valores de las entradas netas para la capa oculta.

$$\text{Neta}_{pj}^h = \sum_i^N W_{ji}^h x_{pi} + \theta_j^h \quad (35)$$

Calcular la salida de la capa oculta.

$$i_{pj}^h = f_j^h(\text{Neta}_{pj}^h) \quad (36)$$

Calcular los valores netos de entrada para la capa de salida.

$$\text{Neta}_{pk}^o = \sum_{j=1}^L W_{kj}^o i_{pj}^o + \theta_k^o \quad (37)$$

Calcular las salidas de la red.

$$y_{pk} = f_k^o(\text{Neta}_{pk}^o) \quad (38)$$

Calcular los términos de error para las unidades de salida.

$$\delta_{pk}^o = (d_{pk} - y_{pk}^o) f_k^{o'}(\text{Neta}_{pk}^o) \quad (39)$$

Estimar los términos de error para las unidades ocultas.

$$\delta_{pj}^h = f_j^{h'}(\text{Neta}_{pj}^h) \sum_{k=1}^M \delta_{pk}^o W_{kj}^o \quad (40)$$

Actualizar los pesos en la capa de salida.

$$W_{kj}^o(t+1) = W_{kj}^o(t) + \alpha \delta_{pk}^o i_{pj}^h \quad (41)$$

Actualizar pesos en la capa oculta.

$$W_{ji}^h(t+1) = W_{ji}^h(t) + \alpha \delta_{pj}^h x_{pi} \quad (42)$$

Verificar si el error global cumple con la condición de finalizar.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^M (d_{pk} - y_{pk})^2 \quad (43)$$

Donde,

x_p vector de entrada

x_{pi} entrada i – ésima de x_p

N dimensión del vector de entrada

P número de ejemplos, vectores de entrada y salidas diferentes

L número de neuronas de la capa oculta: h

M número de neuronas de la capa de salida, dimensión del vector de salida

W_{ji}^h peso de interconexión entre la neurona i –ésima de la entrada y la j –ésima de la capa oculta

θ_j^h término de tendencia de la neurona j – ésima de la capa oculta

$Neta_{pj}^h$ entrada neta de la j – ésima neurona de la capa oculta

i_{pj} salida de la j – ésima neurona de la capa oculta

f_j^h función de activación de la j – ésima unidad oculta

W_{kj}^o peso de interconexión entre la neurona j – ésima de la capa oculta y la k – ésima neurona de la capa de salida

θ_k^o término de tendencia de la neurona k – ésima de la capa de salida

$Neta_{pk}^o$ entrada neta de la k – ésima neurona de la capa de salida

y_{pk} salida de la k – ésima unidad de salida

f_k^o función de activación de la k – ésima unidad de salida $O \in \mathbb{R}^m; X \in \mathbb{R}^n$

d_{pk} valor de salida deseado para la k – ésima neurona de la capa de salida

E_p valor del error para el p – ésimo patrón de aprendizaje

α tasa o velocidad de aprendizaje

δ_{pk}^o término de error para la k – ésima neurona de la capa de salida

δ_{pj}^h término de error para la j – ésima neurona de la capa oculta h

$f_j^{h'}$ derivada de la función de activación de la j – ésima neurona de la capa oculta

$f_k^{o'}$ derivada de la función de activación de la k –ésima neurona de la capa de salida

5.2.3.3.1.2. Algoritmo de aprendizaje Levenbeerg-Marquardt

El Algoritmo de aprendizaje Levenbeerg-Marquardt, es un algoritmo de alto desempeño para el aprendizaje de redes MLP (Caicedo & López, 2009).

Iniciar los parámetros de la red:

- Definir los valores iniciales de peso y sesgo de la red
- Definir el valor inicial del parámetro de aprendizaje α
- Definir el error mínimo deseado E_{\min}
- Definir la Condición_parar = Falsa y RESET = Falso

Si RESET = Falso se ejecuta los pasos 3 a 13, sino regresar al paso 14.

presentar todos los patrones de entrenamiento a la red. $\{x_1, x_2, \dots, x_p\}$

Calcular los valores de las entradas netas para la capa oculta (ver Ecuación 35).

Calcular la salida de la capa oculta (ver Ecuación 36).

Calcular los valores netos de entrada para la capa de salida (ver Ecuación 37).

Calcular la salida de la red neuronal (ver Ecuación 38).

Calcular el error global de la red y almacenarlo en la variable E_{prev} (error previo)

$$E_{\text{prev}} = E = \frac{1}{2p} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^M (d_{pk} - y_{pk})^2 \quad (44)$$

Calcular el gradiente para el conjunto de patrones.

$$G_{\text{save}} = -\nabla E \quad (45)$$

Calcular la matriz H (Hessiana), esta es la segunda derivada del error global y la primera derivada se conoce como el vector gradiente g. El vector gradiente y la matriz Hessiana de la función de error se calculan utilizando la regla de la cadena.

Si $E_{\text{prev}} > E_{\min}$ (el error previo es mayor al error mínimo deseado), ejecutar los pasos 12 a 18, sino hacer Condición_parar = Verdadera y salir.

Iniciar el parámetro λ ; Un método para optimizar este parámetro es buscar en la diagonal principal de la matriz H el valor más grande y tomarlo como el valor inicial de λ .

Iniciar indicador RESET a verdadero y volver a paso 2.

Si RESET = verdadero, guardar el vector gradiente y la matriz H.

Incrementar cada elemento de la diagonal de H en λ .

$$H = H + \lambda I \quad (46)$$

Resolver el sistema de ecuaciones para Δ .

$$(H + \lambda I)\Delta = G \quad (47)$$

Adicionar Δ al actual vector de pesos para actualización.

$$W(t + 1) = W(t) - \Delta \quad (48)$$

Calcular el error E, el gradiente G y la matriz H con el nuevo vector de pesos (ver Ecuación 44).

Si $E_{prev} \leq E_{min}$, hacer Condición _ parar = Verdadero, en caso contrario Condición _ parar = Falsa

Si $E < E_{prev}$ hacer $E = E_{prev}E$, en caso contrario realizar los siguientes ajustes y regresar al paso 14:

RESET = verdadero $\lambda = \lambda * p$ donde $p < 1$

Si $E > E_{prev}$ hacer los siguientes ajustes y volver al paso 14.

RESET = falso $\lambda = \lambda * \sigma$, $H_{save} = H$ donde $\sigma > 1$

5.2.3.3.1.3. Función De Activación

La tarea de una función de activación es determinar un límite para el rango de salida de la neurona, puede ser lineal y no lineal (Llano et al., 2007). Definir la función de activación indicada en redes neuronales artificiales es importante porque está directamente relacionado con las tasas de éxito; Pero no existe una forma de determinarla analíticamente, la función de activación ideal generalmente se selecciona por pruebas o ajustes (Ertuğrul, 2018). Algunas funciones no lineales son (Huang et al., 2015):

Sigmoidea

$$g(a, b, x) = \frac{1}{1 + \exp^{-(ax+b)}} \quad (49)$$

Tangente hiperbólica

$$g(a, b, x) = \frac{1 - \exp^{-(ax+b)}}{1 + \exp^{-(ax+b)}} \quad (50)$$

Gaussiana

$$g(a, b, x) = \exp^{-b\|x-a\|} \quad (51)$$

Donde:

(a,b) parámetros de nodos ocultos

(x) vector de entrada

Softmax

Se basa en la función logística (sigmoidea) pero extendida a clasificar “situaciones” teniendo más de dos clases. Donde k es el número de clases y $y^{(i)} \in \{1, \dots, k\}$ (Martínez, 2017).

$$h_{\theta}(x) = \begin{bmatrix} P(y = 1|x; \theta) \\ P(y = 1|x; \theta) \\ \vdots \\ P(y = k|x; \theta) \end{bmatrix} = \frac{1}{\sum_{j=1}^k \exp(\theta^{(j)T} x)} \begin{bmatrix} \exp(\theta^{(1)T} x) \\ \exp(\theta^{(2)T} x) \\ \vdots \\ \exp(\theta^{(k)T} x) \end{bmatrix} \quad (52)$$

Donde:

$P(y=k|x)$ probabilidad para cada valor de k (clases).

$\theta^{(1)}, \theta^{(2)}, \dots, \theta^{(k)} \in \mathbb{R}^n$ matriz de parámetros del modelo.

Hay que tener en cuenta que el término $\frac{1}{\sum_{j=1}^k \exp(\theta^{(j)T} x)}$ normaliza la distribución para que la suma de todas las componentes sea 1.

En la implementación de la función softmax se debe calcular la función de costo:

$$J(\theta) = - \left[\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^k 1\{y^{(i)} = k\} \log \frac{\exp(\theta^{(k)T} x^{(i)})}{\sum_{j=1}^k \exp(\theta^{(j)T} x^{(i)})} \right] \quad (53)$$

5.2.4. Validación De Los Resultados

5.2.4.1. Matriz De Confusión

Trabajada por Mas, Diaz-Gallegos & Vega (2003); para evaluar la confiabilidad de mapas temáticos, bases cartográficos, imágenes clasificadas, entre otros.

TABLA 1: MATRIZ DE CONFUSIÓN EXPRESADA EN PROPORCIÓN.

	Mapa				
Referencia	1	2	q	Total
1	P11	P12	P1q	P1+
2	P21	P22	P2q	P2+
....
q	Pq1	Pq2	Pqq	Pq+
Total	P+1	P+2	P+q	

Fuente: (Mas, Diaz-Gallegos & Vega, 2003)

5.2.4.1.1. Coeficiente Kappa

Este índice calcula la diferencia entre la exactitud lograda en la clasificación y el azar de lograr lo mismo con una clasificación correcta con un clasificador aleatorio (Boca & Rodríguez, 2012).

$$k = \frac{n \sum_{i=1}^l a_{ii} - \sum_{i=1}^l a_{i.} a_{.i}}{n^2 - \sum_{i=1}^l a_{i.} a_{.i}} \quad (54)$$

Donde:

i: dimensión de la matriz (número de clases)

a_{ii}: número de observación en la línea *i*, columna *i*

a_{i.} . a_{.i}: total marginal de línea *i* y de columna *i*

n: número total de observaciones

TABLA 2: VALORACIÓN DEL COEFICIENTE KAPPA

Coefficiente Kappa	Fuerza De La Concordancia
0	pobre
0.01-0.2	leve
0.21-0.4	aceptable
0.41-0.6	moderada
0.61-0.8	considerable
0.81-1	casi perfecta

Fuente: (Cerde & Villarroel , 2008)

5.2.4.1.2. Exactitud Global

Se evalúa teniendo en cuenta el número de “objetos” clasificados correctamente en la matriz de confusión y el número total de observaciones, este índice arroja valores entre 0-1, en donde 1 significa optima clasificación (Aguirre & Tello, 2014).

$$Eg = \frac{\text{suma de los valores de la diagonal}}{\text{numeto total de observaciones}} \quad (55)$$

5.2.4.1.3. Sensibilidad

Calcula la precisión de la clasificación con base en la matriz de confusión, evalúa el evento de que el método de clasificación identifique el deterioro en la clase correcta (Lalkhen & McCluskey, 2008).

$$s = \frac{VP}{VP+FN} * 100 \quad (56)$$

Donde:

VP: verdaderos positivos

FN: falsos negativos

5.2.4.1.4. Valor Predictivo Positivo

Valor que indica que tan probable es que el resultado sea positivo dado que la prueba arroja positivo (Lalkhen & McCluskey, 2008).

$$p = \frac{VP}{VP+FP} * 100 \quad (57)$$

Donde:

VP: verdaderos positivos

FP: falsos positivos

5.2.4.2. Comparación entre los resultados e inventario vial por trabajo de campo

Cuando se desea tomar una muestra de una población finita, se debe seleccionar un grupo representativo para realizar el estudio; se tiene en cuenta la siguiente expresión (Fernández, 1996):

$$n = \frac{N * Z_{\alpha}^2 * p * q}{d^2 * (N - 1) + Z_{\alpha}^2 * p * q} \quad (58)$$

Donde:

N es el total de la Población

Z_{α}^2 1.96² cuando se habla de intervalo de confianza (IC) del 95%

p proporción esperada (Para el caso del IC=95%, P=5%)

q 1 – p (En este caso: 1-0.05=0.95)

d es la precisión (en este caso se desea un 5% de precisión)

5.3. Marco Referencial

La identificación de patrones es un tema que se estudia y se aplica en diferentes campos de investigación; en los que se incorporan una variedad de técnicas para resolver el problema de identificación de características puntuales; generalmente en identificación de patrones se utilizan imágenes que requieren acotamiento de información dada la variedad de información que se pueden presentar en ellas.

En las imágenes y/o fotografías puede existir información que es irrelevante en diferentes tipos de estudio que se pretenda realizar sobre ellas se vuelve necesario acotar esta información, Alshehhi et al., (2017) proponen una arquitectura de red neuronal convencional (CNN) basada en parches, que permite extraer de datos de imágenes de alta resolución, objetos como carreteras y edificios que normalmente es una tarea difícil debido a los datos complejos en la apariencia heterogénea de la superficie expuesta en las imágenes. La heterogeneidad en las imágenes restringe los métodos existentes que

frecuentemente se basan en características predefinidas. Alshehhi et al., (2017) siguen un método propuesto que consiste en predicción multiclase con una sola arquitectura CNN, esta arquitectura a menudo consiste en capas de convolución alternativamente apiladas seguidas por capas completamente conectadas, además introducen un nuevo método de post procesamiento basado en características de bajo nivel como asimetría y compacidad, Los caminos se consideran consistentes en segmentos formando objetos largos y continuos mientras que los edificios se consideran regiones compactas. De este modo el modelo CNN logra un buen rendimiento luego de agregar propiedades de forma, el modelo asigna la misma clase a todos los edificios o construcciones pequeñas, mostrándolos como una sola región conectada, los autores introducen características de compacidad y densidad ayudando al modelo a suavizar los límites de los edificios grandes. Posteriormente el proceso siguiente conecta regiones de caminos conectados al considerar píxeles entre regiones adyacentes. Los experimentos demuestran que el método propuesto por los autores logra un buen rendimiento en la localización de objetos urbanos, pero requirió un procesamiento adicional de clasificación para delinear los límites con mayor precisión.

Una vez se obtiene la extracción automática de carreteras en imágenes satelitales, Ali Boshir & Ariful, (2010), exploran la extracción automática de las intersecciones para lo cual desarrollan una metodología que consiste en primera instancia en extraer los caminos para posteriormente detectar las intersecciones; para extraer las carreteras segmentaron la imagen; la segmentación consistió en convertir la imagen a escala de grises y luego a imagen binaria; procedieron con aplicar el filtro de mediana a la imagen binarizada; el cual elimina el ruido aleatorio y finalmente trabajaron con operadores morfológicos tales como: dilatación, adelgazamiento morfológico, y adelgazamiento binario; el operador morfológico binario se utiliza para detectar patrones peculiares. Por último, detectaron las orientaciones y extrajeron las intersecciones de zonas urbanas y semiurbanas consiguiendo una precisión del 95.8%.

En investigaciones posteriores se han enfocado en proponer estrategias que posibilitan la extracción y mapeo de las carreteras; autores como Maarir et al., (2016), realizaron este proceso siguiendo los siguientes pasos: aplicaron un filtrado bilateral, que resalta los

bordes eliminando el ruido presente en la imagen, lo que ayuda a segmentar las imágenes en objetos uniformes; luego procedieron a fusionar las regiones utilizando un algoritmo que segmenta la imagen en regiones con propiedades similares; después trabajaron un método de contornos activos con segmentación local o global selectiva para extraer el segmento de carretera, en este método tuvieron en cuenta la textura que presentan las carreteras y calcularon el índice de similitud estructural (SSIM); finalmente para eliminar los agujeros en el segmento de la carretera realizaron dos pasos; primero detectaron bordes y enlaces con el filtro canny y segundo aplicaron matemática morfológica, específicamente utilizando el operador de cierre.

Del mismo modo se han proporcionado técnicas semiautomáticas para la extracción de carreteras de imágenes digitales; utilizando metodologías que consisten en aplicar un detector de borde, en este caso Canny; después aplicar el algoritmo full lambda Schedule (FLSA) para acoplar los segmentos adyacentes; posteriormente puede trabajarse con un clasificador de máquina de vectores de soporte (Support vector machine classification, SVM), que es un método de aprendizaje supervisado y finalmente aplicaron operadores morfológicos para aumentar la precisión, de esta manera lo plantean, Bakhtiari, Abdollahi, & Rezaeian, (2017).

Existen diferentes tipos de clasificadores que ayudan a identificar objetos en las imágenes, en ocasiones para determinarlos es necesario cambiar de espacio de color; los clasificadores pueden ser utilizados en el entrenamiento de una red neuronal artificial como vectores de características, capaces de optimizar los procesos de identificación.

Ziamba & Fornalik-Wajs, (2018) afirman que las imágenes son gráficos ráster que se componen de muchos puntos (píxeles) de distintos colores colocados uno cerca del otro, que finalmente dan como resultado una percepción aparentemente continua (conocida también como una matriz de puntos llamada mapa de bits), las imágenes presentan características como: la resolución y cantidad de bits por pixel. El color se representa tanto en los dispositivos de visualización como de captura en el espacio o marco de color RGB (rojo, verde, azul) y el número de colores depende del número de bits. En las imágenes la información de color es de vital importancia en contraste con la luminancia o intensidad, de este modo la aplicación directa en el espacio de color RGB se torna

difícil; por lo tanto, los colores basados en el matiz (H) son más adecuados. Utilizando el matiz (H) en análisis experimentales proporciona información más acertada en la reducción del número de variables, efectividad y mejor adecuación de los espacios de color, independientemente de las sombras o rayos no uniformes. El espacio de color RGB está orientado al funcionamiento de los dispositivos de captura y pantallas. El espacio definido en RGB tiene forma de cubo, en donde las señales (rojo, verde y azul) pueden representar cualquier color. El espacio HSI, el matiz o tono se refieren a la percepción del ojo humano: tinte (tono + blanco), tono (tono + negro) y tono (tono + gris). la saturación (S) representa la “cantidad” de color, que ayuda a diferenciar el rojo del rosado y la intensidad (I) hace referencia a la cantidad de luz, que permite la determinación de colores claros y oscuros o niveles de gris. Según Ziemba & Fornalik-Wajs, (2018) el tono es una propiedad de color puro que ayuda a distinguir colores particulares entre los demás. El espacio de color RGB es utilizado en el proceso de generación de imágenes (captura o visualización), mientras que el espacio de color HSI el componente acromático está separado de los cromáticos, que ayuda a obtener información sobre el color, el tono y la saturación. Esta característica del sistema HSI permite utilizarla como una herramienta óptima para el desarrollo de algoritmos en el procesamiento de imágenes que se basan en la descripción de color.

Por Consiguiente la clasificación de colores se considera como un sensor primario o el único efectivo en múltiples sistemas de software utilizados en la detección de objetos sobre imágenes y/o fotografías digitales, la transformación de las imágenes al espacio de color HSI (H – matiz: que hace referencia a la longitud de onda predominante de color, S – Saturación: que representa la cantidad de color presente, I – Intensidad: oscuridad o brillo del color), ayuda a utilizar la información de tono para separar y etiquetar las regiones de los colores del objeto que se desea analizar esto puede obtenerse mediante la aplicación de mezclas Gaussiana como lo hacen Henderson, King, & Middleton, (2007), los autores transforman imágenes del plano YUV (Y representa la luminancia, es decir información en blanco y negro; mientras que, U y V representan la crominancia, es decir información con respecto al color) al HSI, se calculan los datos de frecuencia y se toman los histogramas de cada canal para el análisis del espacio de color de los objetos, observando que el canal H (matiz) mostraba una separación de color diferente con

respecto a los valores de H (matiz) teóricos de los objetos presentes en las imágenes, con esto era viable aplicar un modelo de mezcla gaussiana a los datos de frecuencia. Las mezclas gaussianas fueron elegidas por encima de otros modelos como (Gamma, λ generalizado) por su facilidad de extensión a dimensiones superiores, inicialmente utilizaron los datos de frecuencia de Tono para la aplicación de las mezclas debido a que contienen información de color importante, con esto lograron encontrar valores únicos de tono para diferentes colores, teniendo en cuenta los colores suaves que son aquellos que tienen valores de tono superpuestos. Sus intervalos teóricos de matiz se pueden definir en valores iniciales y restricciones para los parámetros gaussianos, que incluyen los límites superiores e inferiores de los medios de matiz. Henderson, King, & Middleton, (2007) utilizaron un enfoque de optimización realizado en MATLAB con la función FMINCON que genera los valores de los parámetros; media \bar{h}_i , desviación estándar S_i y probabilidad p_i para cada color presente en el histograma, obteniendo los rangos de matiz $\bar{h}_i \pm k_i S_i$, donde k_i se eligió interactivamente inicialmente sobre la base de un histograma. Esta información es usada para calcular valores *Boundary* es decir los valores limites o de borde. Finalmente, con este método los autores obtienen una separación de los colores exitosa mediante la clasificación de la región de color HSI y la aplicación de mezclas gaussianas teniendo como resultado una clasificación “sólida” de las imágenes. Sin embargo, existen limitaciones que apoyan la necesidad de extender las mezclas gaussianas hacia una mayor dimensión incluyendo datos de saturación e intensidad.

Los atributos básicos que describe una imagen son la información visual del: color, textura o forma, así lo proponen La Serna, Contreras & Ruiz, (2010); quienes aplicaron técnicas para el análisis de textura sobre imágenes, aplicaron métodos estructurales o sintácticos, que estima el atributo de textura como una composición de características que utilizan gramáticas que definen normas; y métodos estadísticos, estos se dividen en dos grupos, los de primer orden que analizan los pixeles simples de la imagen y los de segundo orden que estudian propiedades de pares de pixeles. La Serna, Contreras & Ruiz, (2010), realizaron un estudio sobre los principales métodos utilizados para el análisis visual de la textura por medio de procesamiento digital de imágenes.

Las investigaciones encaminadas a la detección automatizada de craqueo de pavimento han tenido cada vez más una gran atención. Basándose en varios modelos para la determinación de los deterioros que pueden presentar la vía.

S. Zhang et al., (2016) trabajaron con fotografías aéreas a color natural con resolución hiper-espacial (HSR-AP); la captura de las fotografías se obtuvo gracias a un sistema de aeronaves no tripuladas de baja altitud y bajo costo (S-UAS); los autores generaron ortofotos en mosaicos y modelos digitales de superficie (DSM) por medio del software Agisoft Photoscan. Para identificar profundidades, agrietamiento de cocodrilo y agrietamiento transversal en la superficie, fueron medidos objetivamente utilizando cintas de medición y digitalizados en el software GIS; finalmente compararon los resultados con la información recolectada manualmente por inspectores; sus resultados de digitalización manual de los deterioros evidenciaron que los productos generados se pueden usar de manera efectiva para caracterizar detalladamente las fallas sobre la superficie del pavimento y que son comparables con los detectados por trabajo de campo.

Diferentes estudios han considerado la interferometría de Shadow Moire, para medir la deformación del pavimento, como las elevaciones anormales y grandes baches, así lo plantean Guralnick, Suen, & Smith, (1993), Este método permite la detección de áreas del pavimento que se desvían de los criterios de planicidad especificados, el método proporciona mediciones de variaciones de elevación, con lo cual se hace viable la determinación de las variaciones de la superficie en cuanto a su elevación o deformaciones severas.

Koutsopoulos & Downey, (1993) reconocieron las imperfecciones de la imagen luego de la etapa de Segmentación que causan dificultad para distinguir los tipos de fisuración del pavimento, particularmente entre las grietas de bloque y de cocodrilo, en el método planteado por los autores se mejora la calidad de las imágenes restando un promedio de algunas imágenes simples, que compensan variaciones de iluminación. De este modo en la etapa de Segmentación se asignan uno de cuatro valores a cada píxel, en función de la probabilidad de ser un píxel de objeto. A partir de este método se implementa la identificación de primitivas de la imagen segmentada, identificando deterioros tales como: Bloques, articulación, transversal, longitudinal, de cocodrilo y simple.

Hoang, Nguyen, & Tran, (2018) argumentan que la detección de grietas es una labor que se debe realizar regularmente a las superficies de rodamiento, su estudio consistió en analizar dos métodos para la identificación de grietas, el primer enfoque estudiado radicaba en la aplicación de algoritmos de detección de bordes como el sobel y canny, junto con el algoritmo de optimización de la polinización diferencial de flores (DFP), este se fundamenta en un enfoque metaheurístico que integra las operaciones de evolución diferencial (DE) y el algoritmo de polinización de la flor (FPA); el segundo modelo se basaba en la implementación de una red neuronal de convolución (CNN), esta CNN toma las imágenes como información de entrada y la capa de salida emplea una red neuronal artificial convencional para la clasificación; las imágenes fueron tomadas con una cámara de teléfono a una altura aproximada de 1.2 metros sobre el pavimento asfáltico, en total recolectaron un conjunto de datos de 400 muestras de imágenes; finalmente evaluaron el rendimiento de los modelos calculando el índice de precisión de clasificación (CAR), obteniendo para el algoritmo sobel optimizado de DFP un 79.99% de precisión, para el algoritmo canny optimizado de DFP un 76.69% y para la CNN un 92.08% de precisión de clasificación.

Es posible realizar la detección de baches en el software Matlab teniendo en cuenta tres características visuales: un bache se acompaña de una o varias sombras, la forma del bache es elíptica y la textura dentro del bache es más gruesa que la textura del pavimento, de acuerdo a lo anterior la detección de baches puede realizarse siguiendo los siguientes pasos: segmentación de imágenes, extracción de formas y extracción de texturas; la segmentación de imágenes consiste en transformar la imagen a escala de grises y aplicar un filtro de mediana para eliminar el ruido debido al hardware; después se binariza teniendo en cuenta el umbral (T) basado en la forma del histograma. Donde en el eje vertical se encuentran los píxeles y en el eje horizontal los valores de luminosidad; extracción de forma, se basa en definir la excentricidad, La excentricidad (e) define la linealidad de la región R de interés; la excentricidad es un valor relativo, esta metodología la proponen Koch & Brilakis, (2011), los autores trabajaron con valores de $e_{max}=0.85$ y $r_{max}=0.02$; los valores dependen de los datos trabajados. Determinan si una región es lineal si su excentricidad es mayor a 0.99. Se tiene en cuenta: longitud del eje principal (l_{max}), posición del centroide (P_{cent}) y ángulo de orientación (α). Aproximan

la forma de elíptica de un bache, siguiendo los siguientes pasos: adelgazamiento morfológico, identificación de puntos de ramificación y conexión de los puntos; finalmente se aproxima la forma de una elipse de acuerdo a lo propuesto por Fitzgibbon, Fisher, & Pilu, (1996); por último aplican la extracción de texturas y comparación; la textura de un bache en el interior y en el exterior son completamente diferentes; la desviación estándar es una medida que puede determinar la textura en ambas regiones; en este caso interior como R_i y exterior R_o .

También es posible detectar y localizar los baches en las carreteras por medio de visión por computador; esta metodología está basada en 3 ítems: cálculo de características de Histogramas de degradados orientados (HOG), clasificador Naïve Bayes y localización de los baches; previamente a la aplicación de la metodología se convierte la imagen a escala de grises; debido a que los baches no manifiestan formas fijas se determina el descriptor de características HOG, este evalúa la distribución de las direcciones de los bordes y luego calculan el histograma de las orientaciones de gradiente; el clasificador Naïve Bayes consiste en asignar una etiqueta a la imagen basado en la probabilidad máxima a posteriori; finalmente localizan los baches realizando una segmentación de la imagen basándose en cortes normalizados, esta metodología fue implementada por (Azhar, et al., 2016).

Finalmente una idea aproximada para el desarrollo de este trabajo de grado la desarrollo (Aguirre & Tello, 2014) trabajaron en una propuesta que consistía en la identificación de deterioro superficial presentes en vías de pavimento flexible por medio de fotogrametría terrestre; la metodología implementada se fundamentó en 7 fases: calibración de la cámara, recolección de información, preprocesamiento de las imágenes, segmentación utilizando algoritmos de detección de bordes, matemática morfológica y la trasformada de Beamlet, determinación de vector de características para el entrenamiento de una red neuronal para el proceso de clasificación y finalmente la validación utilizando la matriz de confusión y evaluación del deterioro; los resultados arrojados en el proyecto fueron de 99.7% de precisión en el clasificador, 100% para el deterioro piel de cocodrilo y para la grieta longitudinal; además obtuvieron un 40% de aciertos en el deterioro tipo bache.

Para la clasificación de los datos y validación de los resultados se ha definido una metodología, que tiene como base de referencia estudios realizados previamente en otros campos.

Para esto puede realizarse un proceso de evaluación de confiabilidad temática en tres etapas: selección de unidades de muestreo, evaluación de sitio de verificación y análisis de los datos; así lo propone Mas, Diaz-Gallegos & Vega, (2003), donde en la última etapa consistió en la elaboración de una matriz de confusión, la cual se encarga de evaluar la confiabilidad de la base cartográfica con base a la información de los sitios de verificación; además estimaron índices de confiabilidad, como el coeficiente Kappa, este analiza la contribución del azar en la confiabilidad de la base cartográfica.

Investigaciones similares estudiaron el uso de la tierra y cambio de la cobertura terrestre de un santuario de vida silvestre, planteado por Islam et al., (2018), quienes trabajaron con imágenes Landsat TM y Landsat 8 OLI / TIRS. La metodología empleada consistió en corrección atmosférica de las imágenes, realización de encuestas de campo para la categorización del uso del suelo; los autores utilizaron el tono de color de píxel para entrenar el conjunto de datos; trabajaron con una muestra de 16 clases para realizar clasificación de máxima verosimilitud (MLC) (Clasificación Supervisada); finalmente para la evaluación de la precisión de los resultados, utilizaron matriz de error o como también es conocida como matriz de confusión, en donde las filas se encuentran las categorías de la imagen clasificada y en las columnas las categorías identificadas a partir de los valores de referencia; La diagonal de la matriz muestra las coincidencias de las categorías de los valores clasificados y de referencia; y los valores que se encuentran fuera de diagonal representan los errores (omisión y comisión).

Por último, Ventura et al., (2016) identificaron y mapearon viveros costeros de peces, aplicaron tres métodos de clasificación semiautomática de imágenes (máxima verosimilitud, ECHO y análisis de imágenes basadas en objetos), para comparar resultados y finalmente determinar el método con más precisión en el mapeo y monitoreo de hábitats marinos. Las fotografías aéreas fueron adquiridas por medio de un prototipo de avión no tripulado equipado con un sistema de piloto automático; estas fotografías fueron procesadas con el algoritmo structure from motion (SfM) del software Agisoft

Photoscan. Para la clasificación automatizada de las imágenes se trabaja dos categorías principales, clasificación supervisada y no supervisada; la primera consiste en definir previamente el número de muestras, mientras que la segunda clasificación no. Los autores trabajaron con clasificación de máxima verosimilitud (Clasificación supervisada), este clasificador evalúa la pertenencia de un pixel a una clase en particular. La segunda herramienta de clasificación fue el clasificador de extracción y clasificación de objetos homogéneos (ECHO), este clasificador combina características espectrales y espaciales / texturales; el tercer método consistió en un análisis de imágenes basado en objetos (OBIA), este se basa en el proceso de segmentación de imágenes en segmentos homogéneos. Finalmente se evaluó la precisión trabajando la matriz de error; OBIA presento los mejores resultados con una precisión global del 89.1%.

6. METODOLOGIA

Para realizar la identificación de las fisuras y baches en la superficie vial, es necesario llevar a cabo una serie de estrategias concatenadas que tienen como finalidad el objetivo del proyecto. Los procedimientos que se realizarán son: georreferenciación de las fotografías aéreas, extracción de la superficie vial, identificación de grietas y baches, generación de resultados y validación de los resultados.

Los recorridos del vehículo aéreo no tripulado realizados en el proyecto “Diseño de Bicicarriles Alimentadores del MIO, Terminal Andrés Sanín y Universidades” en las zonas oriente y sur de la ciudad son presentados en el ANEXO A.

A continuación, se presenta selección de fotografías aéreas a procesar, materiales y equipos; y explicación detalladas de los métodos a utilizar.

6.1. Selección de fotografías aéreas a procesar

Las fotografías fueron seleccionadas basados en los proyectos que se han realizado anteriormente en donde se estudia diferentes aspectos de las vías, estos proyectos son: “Diseño de Bicicarriles Alimentadores del MIO, Terminal Andrés Sanín y Universidades” y “Análisis integral de la red de infraestructura vial para la movilidad motorizada”, ambos trabajos ejecutados en el 2015 en la ciudad Santiago de Cali; teniendo en cuenta que en el primer proyecto se capturó información de las zonas aledañas a las terminales del MIO, por medio de vehículos aéreos no tripulados (UAV) y el segundo proyecto obtuvo información sobre el deterioro de las vías, por medio de trabajo de campo.

Para la selección de las fotografías aéreas se tuvo en cuenta que existiera un traslape de las áreas estudiadas en ambos proyectos, así asegurar que se encontrará información de la zona en ambos estudios; además se revisaron algunos aspectos importantes en las imágenes como: altura de vuelo; esta altura era aproximadamente de 130 metros, así que se buscaron fotografías que tuvieran la menor altura, con la idea de tener mejor resolución espacial, humedad en el pavimento; debido a que en las imágenes se observaba la presencia de agua en los deterioros y este factor influye en la identificación de los mismos, iluminación; la sombra de los diferentes objetos afecta en la identificación de las fallas; existencia de pavimento sano, baches y grietas, finalmente se buscó que en las imágenes, las vías que se observaban tuvieran como superficie pavimento flexible.

6.2. Materiales y Equipos

Las fotografías de los sectores definidos anteriormente fueron tomadas con una Aeronave UAV de ala fija tipo ala delta, equipada con una cámara digital CANON S110 RGB. La captura de las fotografías fue realizada por la empresa GeoCam para el proyecto de “Diseño De Bicicarriles Alimentadores del MIO, terminal Andrés Sanín y Universidades” en el 2015 (GITTV, 2015). En la tabla 3 se presentan las características de la cámara utilizada.

TABLA 3: CARACTERÍSTICAS DE LA CÁMARA

Cámara Digital	Canon S110 RGB
Resolución	12.1 MP
Distancia Focal	5.2 – 26 mm (equivalente en 35 mm: 24 – 120 mm)
Velocidad	1 – 1/2000 segundos (valor predeterminado de fábrica) 15 – 1/2000 segundos (gama total, varía según el modo de disparo)
GPS	GPS a través de móvil (vinculado a un smartphone compatible)

Fuente:

<https://www.cascoantiguo.com/IMG%5CPRODUCTOS%5CPDF%5CCAMARA%20CANON%20POWER%20SHOT%20S-110%20ESP%20ES.PDF>

Para la materialización de los puntos de control la empresa GeoCam realizó la planeación de una Red Geodésica teniendo como base 5 puntos posicionados y materializadas por el Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC), a partir de estos posicionaron 50 puntos de apoyo (GITTV, 2015) (ver ANEXO B).

Software Agisoft PhotoScan y Quantum GIS 2.18.22 para el procesamiento de las fotografías aéreas UAV; con el cual se orientan las imágenes de acuerdo al sistema de referencia con el que se va a trabajar (WGS84).

Software Erdas Imagine 9.2 para la clasificación supervisada de las imágenes.

Software MATLAB para la identificación de fallas en superficie vial de pavimento flexible.

Inventario del estado de la superficie vial en la ciudad de Cali, estos datos se tomaron por trabajo de campo (inspección visual), para el proyecto de “Análisis integral de la red

de infraestructura vial para la movilidad motorizada” en el 2015 (URL: http://www.cali.gov.co/planeacion/publicaciones/131066/movilidad_idesc/).

6.3. Métodos

En la Figura 1 se presenta el flujograma de la metodología seguida a lo largo del proyecto. Cada uno de los procesos se explica a continuación.

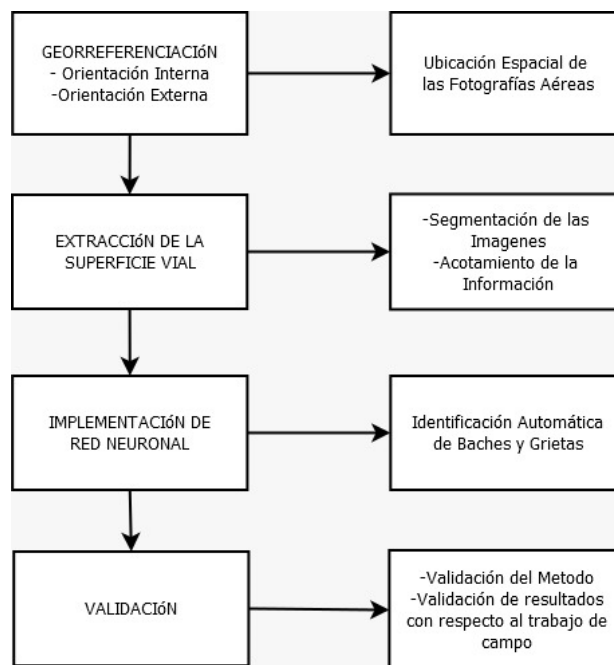


FIGURA 1: METODOLOGÍA

6.3.1. Procesamiento de las fotografías aéreas UAV

Se utilizó el operador SIFT (Scale Invariant Feature Transform) para el procesamiento fotogramétrico a través del software Agisoft Photoscan. Se realizó la orientación interna y externa de las fotografías utilizando las ecuaciones de la 1 a la 9. Posteriormente se realizó la orto corrección y el cálculo de la exactitud posicional (RMSE) (ecuaciones 10-11). En esta fase se obtiene la orientación y georreferenciación de las fotografías al sistema de referencia WGS84.

6.3.2. Extracción de la superficie vial

Este proyecto se concentró en los desgastes de la superficie vial en términos de la presencia de grietas (fisuras) y baches. Para su identificación se tuvo en cuenta la matriz de intensidad de la imagen, que explica tres tipos de variaciones: iluminación, disturbios en el pavimento o irregularidades y ruido (Li et. al, 1991). Para un proceso de inspección

típico sobre imágenes se realizaron algunos pasos principales previos: pre procesamiento, segmentación, clasificación y mediciones (Sun, Salari & Chou, 2009).

En el preprocesamiento, se implementaron métodos para mejorar la calidad de la imagen, para facilitar el posterior análisis e interpretación de la fotografía resaltando los elementos que son de interés (grietas, baches). El primer paso fue la extracción de la superficie vial siguiendo los siguientes pasos: clasificación supervisada (ecuación 12), conversión a escala de grises (ecuación 13), binarización (ecuación 14), filtro de suavizado (ecuación 15), adelgazamiento binario (ecuaciones 21-22) y operaciones morfológicas (dilatación, ecuación 17). En esta etapa se obtiene una imagen de entrada con el fin de facilitar su posterior análisis e interpretación.

Debido a que el procedimiento anterior no eliminó las señales del piso de la vía como cebras, flechas y líneas blancas; se implementó la función *regionprops* de Matlab para identificar regiones sobre el pavimento flexible y medir sus propiedades; por otro lado, para eliminar árboles se trabajó con el canal azul del espacio de color RGB.

6.3.3. Procedimiento para la identificación automática de las fallas en la superficie vial en pavimento flexible

Para la implementación del método automático se eligieron las fotografías aéreas capturadas por medio de aviones aéreos no tripulados (UAV) sobre diferentes tramos de vías en la ciudad de Cali. El primer paso consistió en la extracción de características, posteriormente se identificaron las grietas y baches; y finalmente se automatizó el proceso.

6.3.3.1. Extracción de características para la identificación

Para la extracción de características se identificaron los deterioros de manera visual sobre las imágenes puntualizando los sitios en donde se evidenciaban los deterioros de la capa asfáltica, además de identificar el pavimento sano. Se realizó el recorte de las fotografías donde se presentaban los deterioros con un tamaño de mascara de 30 X 30 pixeles, se extrajeron 30 muestras por cada deterioro y pavimento sano para un total de 90 muestras.

6.3.3.1.1. Transformación de RGB a HSI

Inicialmente las fotografías son capturadas por dispositivos que funcionan bajo el espacio de color RGB, para su análisis es necesario cambiar a espacio de color HSI, debido a que este espacio es el adecuado para el procesamiento de algoritmos sobre imágenes. Por lo tanto, las muestras obtenidas se transformaron a HSI (ecuaciones 23-25) para realizar el análisis de los histogramas, en donde se evidencian diferencias entre las clases (baches, grietas y pavimento sano), se determinó trabajar únicamente con las bandas matiz (H) y saturación (S), dado que la banda de intensidad (I) se ve influenciada por aspectos naturales en el momento de la captura de la imagen. Por otro lado, las muestras también fueron transformadas a escala de grises (ecuación 13) para el proceso de extracción de características.

6.3.3.1.2. Aplicación del Algoritmo de Gaussianas Mixtas

Se aplicó el algoritmo de gaussianas mixtas (ecuación 26), que analiza la distribución de frecuencias del histograma de cada banda seleccionada; con la definición de las gaussianas mixtas se trabajaron en doble dimensión con las dos bandas (H y S), se calcula la media (ecuación 27) y desviación estándar (ecuación 28), para cada una de las dos gaussianas determinadas, con un total de 8 datos (4 datos por cada banda trabajada).

6.3.3.1.3. Cálculo de Entropía

Para caracterizar la textura de las máscaras, las imágenes son transformadas del plano RGB a escala de grises; la textura hace referencia a la repetición de un patrón espacial básico y analiza la distribución de valores de intensidad, evaluando la fineza, rugosidad, suavidad, granulación, aleatoriedad, etc. Se aplicó una medida estadística de segundo orden, en este caso la entropía (ecuación 29) (La Serna, Contreras & Ruiz, 2010). El cálculo de la entropía arroja una matriz donde cada píxel de salida contiene el valor de entropía de la vecindad de 9 por 9 alrededor del píxel correspondiente en la máscara de entrada; a esta matriz se le aplican métodos estadísticos de primer orden, que permiten calcular la media y desviación estándar (ecuaciones 27 y 28). Obteniendo 2 datos, finalmente se generaron 10 valores, los cuales corresponden al vector de características.

Se calcula el coeficiente de correlación de Pearson (ecuación 30) para evaluar si las características seleccionadas logran discriminar las clases entre sí.

6.3.3.2. Identificación de grietas (fisuras) y baches

Una vez obtenidos los descriptores necesarios para caracterizar los dos tipos de deterioros y pavimento sano, este se convierte en un vector de características que es utilizado para el entrenamiento de una red neuronal (60 imágenes, 20 por cada clase), se trabajó con una red neuronal MLP, la cual es utilizada con frecuencia en problemas de identificación de patrones (Llano et al., 2007), con algoritmo de aprendizaje Backpropagation Levenberg-Mardquardt (ecuaciones 35-38, 44-48), con un número de neuronas en la capa oculta determinadas por medio de ensayo y error, función de aprendizaje *'trainlm'*, función de activación *'tansig'* (ecuación 50) en la capa oculta y en la capa de salida *"Softmax"* (ecuación 52); y 1000 iteraciones como máximo.

6.3.3.3. Automatización

Este paso consiste en recorrer la imagen por medio de una ventana de 30 X 30 píxeles, identificando los deterioros en las fotografías implementando la red neuronal MLP previamente entrenada a cada una de estas ventanas; la automatización se realizó sobre las fotografías que ya se les ha aplicado los procesos de extracción de vía.

6.3.4. Validación

La validación se realiza al método utilizado en la identificación de baches y grietas, en este caso en la implementación de una red neuronal; y a los resultados obtenidos teniendo en cuenta los datos de trabajo de campo realizado en el proyecto "Análisis integral de la red de infraestructura vial para la movilidad motorizada" en el 2015.

Para la validación del método se trabajó con una red neuronal entrenada con 30 imágenes, 10 de cada clase (bache, grieta y pavimento sano) y se evaluó el coeficiente kappa (ecuación 54), exactitud global (ecuación 55), sensibilidad (ecuación 56) y valor predictivo positivo (ecuación 57); estos índices son trabajados con la matriz de confusión.

Los resultados obtenidos fueron evaluados teniendo en cuenta la información recolectada en el inventario vial realizado por trabajo de campo; para la generación de resultados primero se determinó el tamaño de la muestra (ecuación 58) del conjunto de datos y a partir del tamaño de la muestra se seleccionó las fotografías idóneas para el estudio; finalmente la identificación automática fue evaluada realizando matrices de confusión.

6.4. Interfaz Gráfica De Usuario (GUI)

Mediante el software Matlab se elaboró una interfaz gráfica que permite al usuario el procesamiento de las imágenes para la identificación automática de baches y grietas, haciendo uso de la red neuronal MLP (ver ANEXO C).

7. RESULTADOS

En este capítulo se presentan todos los resultados parciales y finales en el proceso de identificación de baches y grietas sobre fotografías aéreas. Para la identificación de fallas se tuvo que seleccionar una muestra de la totalidad de vías estudiadas (130 tramos de vías). Para realizar la extracción vial, se trabajaron con diferentes umbrales para conseguir una óptima segmentación de las imágenes. Para el proceso de identificación se trabajó con una red neuronal MLP previamente entrenada con 20 imágenes seleccionadas manualmente de cada clase (bache, grieta y pavimento sano); con un total de 60 imágenes; para la validación del método se trabajó con 10 imágenes de cada clase, se debe recalcar que las imágenes utilizadas para el entrenamiento y validación fueron diferentes; finalmente se trabajó con matriz de confusión para evaluar los resultados con respecto a los datos obtenidos por medio de trabajo de campo.

7.1. Georreferenciación de las fotografías aéreas

El procesamiento de las fotografías aéreas fue realizado en el software Agisoft PhotoScan, el cual procesa imágenes digitales por medio de técnicas de fotogrametría digital, este software trabaja con la técnica Structure for Motion (SfM), que reconstruye la escena a través de la identificación automática de entidades homólogas en múltiples imágenes; esta fase corresponde a la orientación interna y se logra por medio de los siguientes pasos: orientación de fotos, creación de nube de puntos densa, creación de malla, creación de textura y generación de orto mosaico; para la orientación externa se importó el orto mosaico a Qgis y se georreferencio a partir de los puntos de control. En el proceso de generación y georreferenciación de mosaicos se elaboró a 7 vuelos realizados por el proyecto “Diseño de Bicicarriles Alimentadores del MIO, terminal Andrés Sanín y Universidades”, en la Figura 2 se presenta el ortofotomosaico correspondiente al vuelo 6; el error medio cuadrático de la georreferenciación de cada orto mosaico se presenta en el ANEXO D.



FIGURA 2: ORTO MOSAICO DEL VUELO 6

7.2. Extracción de la superficie vial

Con el objetivo de limitar la zona de interés se realizaron diferentes procesos de segmentación a los tramos de vías seleccionados; estos procesos consistieron en: Clasificación supervisada, conversión a escala de grises, binarización, filtro de suavizado, adelgazamiento binario y dilatación.

Para la clasificación supervisada de los tramos se trabajó con 8 clases; se tomaron muestras de 3 regiones pertenecientes a vías, 2 a zonas verdes, 2 a edificaciones y 1 a cuerpos de agua; esta selección se realizó por medio de fotointerpretación. Este procedimiento se realizó en el software Erdas Imagine 9.2.

Una vez obtenidos los tramos clasificados se realizan los demás procesos de segmentación, teniendo en cuenta los diferentes umbrales que se necesitan de acuerdo con los objetos presentes en las imágenes de los tramos seleccionados, estos umbrales se presentan en el ANEXO E.

Finalmente se obtiene una imagen a blanco (1) y negro (0), en donde lo blanco corresponde a la zona de interés (vía) y lo negro a regiones de no vía (zonas verdes, edificaciones, cuerpos de agua, etc.); cada mascara resultante se utilizó para recortar la imagen original de cada tramo; como resultado se consigue una imagen en donde se visualiza solo la vía, como se indica en la Figura 3.

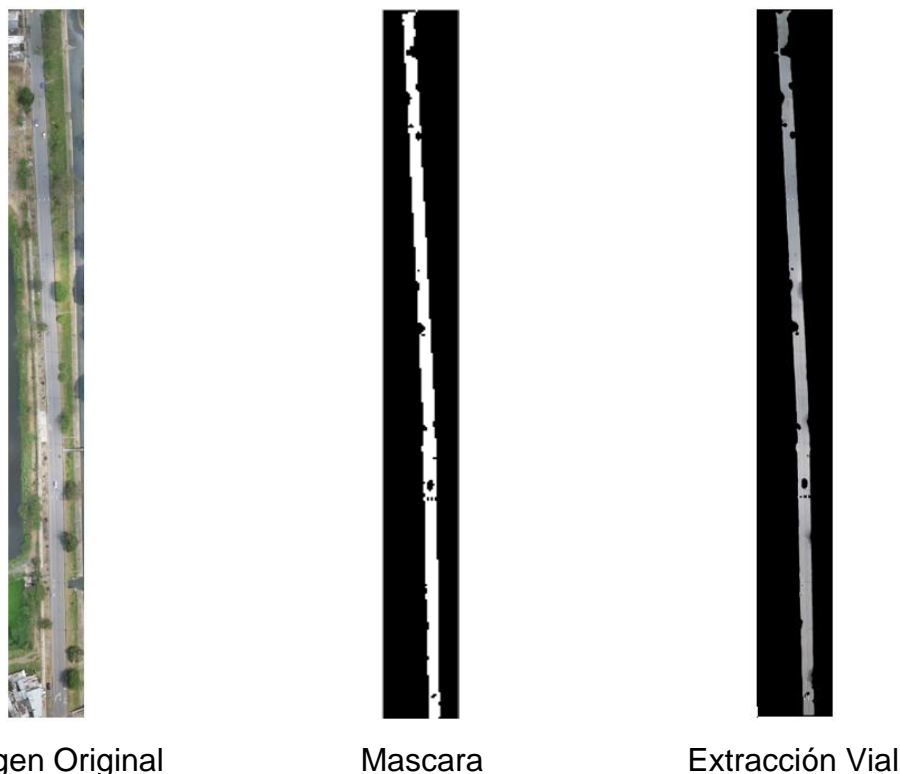


FIGURA 3: CALLE 73, DESDE CARRERA 25U HASTA LA CALLE 72F

Dado que se realizó la validación de los resultados con respecto a los datos del trabajo de campo, se requirió enmascarar algunas secciones dentro de la imagen (retornos, andenes, parqueaderos, bahías, techos con color similar al pavimento) con el objetivo de evaluar la metodología propuesta exclusivamente con los tramos de vías inspeccionados.

Para identificar las regiones pertenecientes a señales en el piso (cebras, líneas y flechas blancas) se trabajó con la función *regionprops* de Matlab. En algunas situaciones se presentaron árboles que intervenían en la vía; estos generaron complejidad en el proceso de extracción y en unos casos no se logró eliminar en su totalidad.

Para sustracción de árboles se eliminaron píxeles con valores menores a 70 en el canal azul de cada imagen; esto se determinó observando los valores de cada píxel en las zonas verdes, visualizando la imagen en el espacio de color RGB; se detectó que en el canal azul los valores son diferentes entre las zonas verdes y el pavimento.

7.3. Extracción de características

Se extrajeron 10 características a las 30 imágenes representativas de cada clase (bache, grieta, pavimento sano); estas características corresponden a la media y desviación

estándar de cada una de las dos gaussianas mixtas determinadas de los canales matiz y saturación (H y S); y de la entropía de la imagen en escala de grises.

TABLA 4: DESCRIPCIÓN DE LAS CARACTERÍSTICAS EXTRAÍDAS

	Descripción	Característica
Matiz (Hue)	media de la gaussiana numero 1	1
	desviación estándar de la gaussiana numero 1	2
	media de la gaussiana numero 2	3
	desviación estándar de la gaussiana numero 2	4
saturación (saturation)	media de la gaussiana numero 1	5
	desviación estándar de la gaussiana numero 1	6
	media de la gaussiana numero 2	7
	desviación estándar de la gaussiana numero 2	8
Entropía (textura)	media de la entropía de la imagen en escala de grises	9
	desviación de la entropía de la imagen en escala de grises	10

En la tabla 5 se evidencia la correlación que existe entre las variables estudiadas de cada clase; en general se aprecia que los valores de correlación son cercanos a cero; esto indica que no hay relación (Pita & Pértega, 1997). En este caso se estudió la correlación de cada característica entre las clases. Las características determinadas (Tabla 4) al mostrar que no presentan dependencia entre ellas, son seleccionadas para conformar el vector de características utilizado en la fase de entrenamiento de la red neuronal MLP.

TABLA 5: CORRELACIÓN ENTRE CLASES DE CADA CARACTERÍSTICA

		<i>Bache</i>	<i>Grieta</i>	<i>Pav. Sano</i>
Característica 1	Bache	1		
	Grieta	-0.3509345	1	
	Pav. Sano	0.3401153	-0.1490894	1
Característica 2	Bache	1		
	Grieta	-0.2425563	1	
	Pav. Sano	-0.1783892	-0.160478	1
Característica 3	Bache	1		
	Grieta	-0.1678176	1	
	Pav. Sano	0.0208141	-0.138807	1
Característica 4	Bache	1		
	Grieta	0.5594951	1	
	Pav. Sano	-0.1424883	-0.1484742	1
Característica 5	Bache	1		
	Grieta	0.035729	1	
	Pav. Sano	0.0113323	-0.0162957	1
Característica 6	Bache	1		
	Grieta	0.0375711	1	
	Pav. Sano	0.1143356	-0.0929709	1
Característica 7	Bache	1		
	Grieta	-0.1302522	1	
	Pav. Sano	0.0497019	0.1759072	1
Característica 8	Bache	1		
	Grieta	-0.2151383	1	
	Pav. Sano	0.1347045	0.2643707	1
Característica 9	Bache	1		
	Grieta	0.0645854	1	
	Pav. Sano	0.3747458	0.1165703	1
Característica 10	Bache	1		
	Grieta	-0.0176198	1	
	Pav. Sano	-0.1742524	0.0450827	1

Visualmente se pueden observar las diferencias entre las clases a través de los histogramas del canal matiz, saturación y entropía de la imagen de cada una de las categorías (Bache, Grieta, Pavimento Sano); en la Figura 4, 5 y 6 se presentan los histogramas de un caso en particular correspondientes a cada categoría.

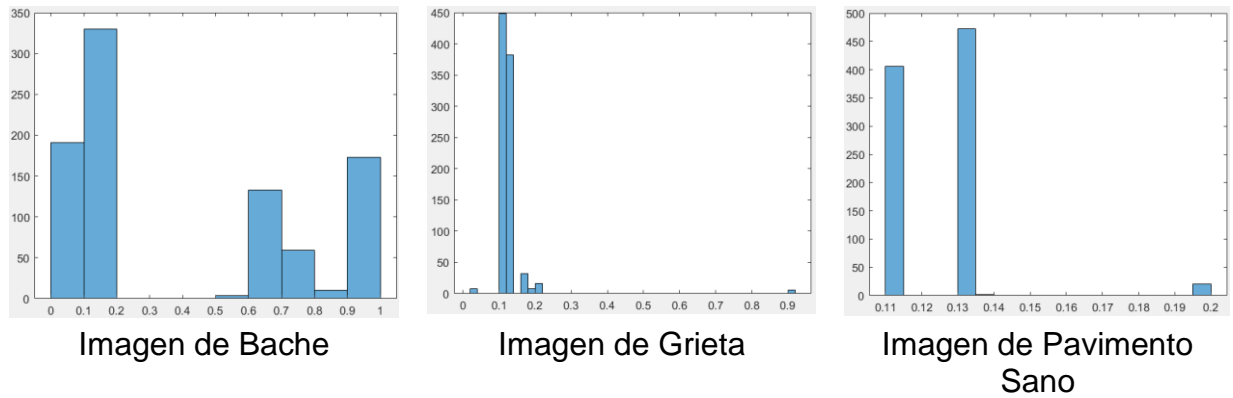


FIGURA 4: HISTOGRAMA DE LA IMAGEN EN EL CANAL HUE (MATIZ)

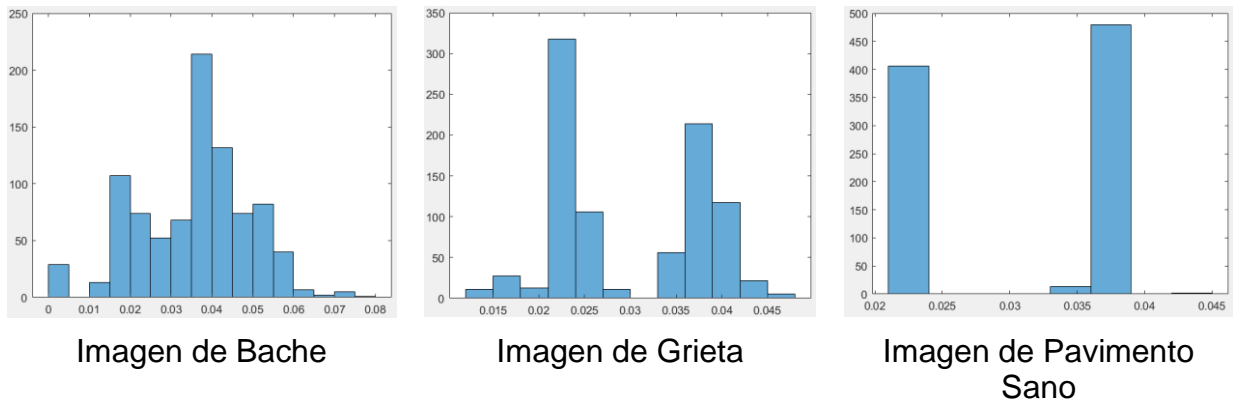


FIGURA 5: HISTOGRAMA DE LA IMAGEN EN EL CANAL SATURATION (SATURACIÓN)

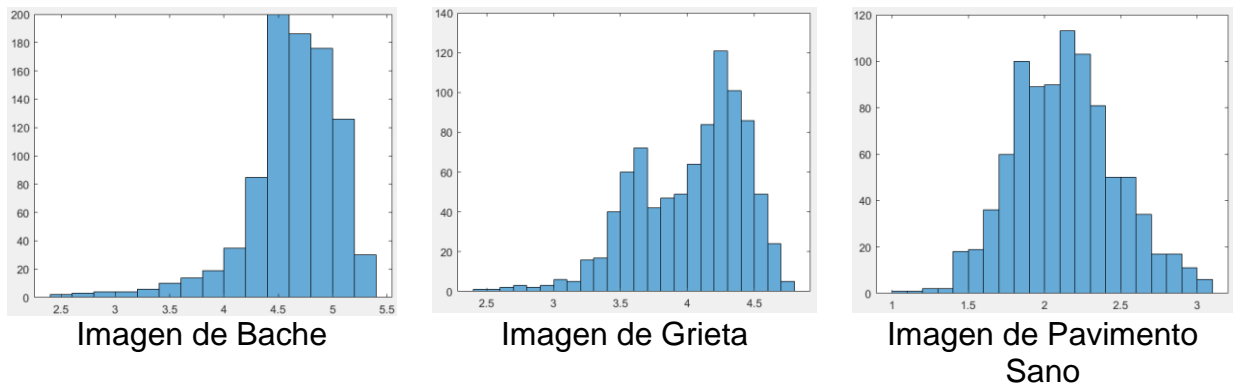


FIGURA 6: HISTOGRAMA DE LA ENTROPÍA DE LA IMAGEN

7.4. Entrenamiento de la red neuronal MLP

Para el entrenamiento de la red neuronal MLP se trabajó en el software Matlab con la función *patternnet* con una capa oculta; esta función trabaja con funciones de activación sigmoidea en las neuronas ocultas, mientras que las neuronas de salida usan funciones de softmax (Silva et al., 2018).

Se entrenaron 10 redes neuronales artificiales (RNA) MLP con 10 neuronas en la capa de entrada y 3 en la capa de salida (Tabla 6); el vector de entrada (vector de características) está compuesto por la media y desviación estándar de cada una de las dos gaussianas mixtas determinadas de los canales matiz y saturación (H y S); y de la entropía de la imagen en escala de grises.

Para la fase de entrenamiento se utilizaron 20 imágenes de cada clase (Bache, Grieta, Pavimento sano) de las 90 imágenes obtenidas manualmente; el conjunto de datos utilizados para el entrenamiento equivale al 67% de los datos totales.

TABLA 6: CODIFICACIÓN DE LAS CLASES

Clases	Codificación
Bache	1 0 0
Grieta	0 1 0
Pavimento Sano	0 0 1

De las 10 RNA se seleccionaron 3 que presentaban mejor rendimiento con respecto a las demás, teniendo en cuenta número de aciertos, error medio cuadrático y curva ROC (área bajo la curva); las RNA se evidencian en la Tabla 8.

Para seleccionar el algoritmo de aprendizaje se realizaron 10 RNA con algoritmo del Gradiente Conjugado y 10 RNA con Levenberg Marquardt; estos son algoritmos de alto desempeño para redes neuronales MLP (Caicedo & López, 2009). Finalmente se determinó trabajar con algoritmo de aprendizaje de Levenberg Marquardt porque presentó mejores resultados, lo cual se puede observar en la Tabla 7; además este algoritmo es más rápido y efectivo cuando se trabaja con redes de arquitectura con pocas neuronas y conexiones (Caicedo & López, 2009).

TABLA 7: ENTRENAMIENTOS REALIZADOS CON EL ALGORITMO LEVENBERG-MARQUARDT Y GRADIENTE CONJUGADO

	Entrenamiento	Numero de neuronas	Iteraciones alcanzadas	MSE	Total de aciertos
Levenberg-Marquardt	train_1	2	9	0.0254	42
	train_2	4	17	4.46E-06	54
	train_3	6	12	1.10E-08	59
	train_4	8	10	0.00191	48
	train_5	10	15	5.42E-08	55
	train_6	12	8	3.04E-03	47
	train_7	14	9	4.56E-04	44
	train_8	16	15	3.61E-09	56
	train_9	18	18	2.21E-09	52
	train_10	20	17	1.63E-09	57
Gradiente Conjugado	train1	2	27	0.148	44
	train2	4	6	1.65E-01	17
	train3	6	21	4.81E-02	50
	train4	8	15	0.0423	50
	train5	10	11	4.31E-02	50
	train6	12	25	2.44E-02	53
	train7	14	10	5.59E-02	46
	train8	16	10	9.44E-02	44
	train9	18	25	9.53E-03	45
	train10	20	12	0.0302	50

TABLA 8: REDES NEURONALES SELECCIONADAS

RNA	numero de neuronas en la capa oculta	Iteraciones alcanzadas	MSE (error medio cuadrático)	Total de aciertos
1	6	12	1.10E-08	59
2	10	15	5.42E-08	55
3	20	17	1.63E-09	57

La RNA escogida fue la numero 1 porque presento mayor número de aciertos, la gráfica *performance* y la curva ROC (Receiver Operating Characteristic) evidenciaron buen comportamiento; y presento un error medio cuadrático bajo; la curva ROC proporciona

una medida global de precisión diagnóstica, se obtiene representando el porcentaje de verdaderos positivos en el eje Y y el porcentaje de falsos positivos en el eje X; la prueba arroja inútil cuando la curva ROC recorre la diagonal positiva del gráfico y la prueba es perfecta cuando la curva recorre los bordes izquierdo y superior del gráfico (Blas, Domenech, De la osa, & Ezpeleta, 1998).

La RNA número 2 arrojó el MSE más alto y menor número de aciertos entre las redes seleccionadas; y la red número 3 aunque expuso el MSE más bajo, se evidencia en las gráficas ROC un área menor bajo la curva en comparación a la RNA número 1.

La RNA número 1 arrojó un 98.3% de aciertos, la número 2 un 91.7% y la red número 3 un 93.3%. En la clasificación, las clases de bache y grieta son las que presentan confusión en algunas ocasiones.

7.5. Identificación automática de Baches y Grietas

Realizando un traslape de información sobre las vías entre los proyectos “Diseño De Bicicarriles Alimentadores del MIO, terminal Andrés Sanín y Universidades” y “Análisis integral de la red de infraestructura vial para la movilidad motorizada” se determinó que fueron inventariadas y fotografiadas 130 tramos de vías, de las cuales se calculó la muestra de las vías totales y el número de vías correspondientes que representen los deterioros (bachos y grietas) y vías en buen estado.

TABLA 9: MUESTRA DE LA POBLACIÓN (VÍAS)

Vías	130
Z	1.96
p	0.05
q	0.95
d	0.05
Muestra	46.98

TABLA 10: PORCENTAJE Y NUMERO DE MUESTRAS POR CADA CLASE

Porcentaje		Numero de muestras	
baches	24.07	baches	11
grietas	51.93	grietas	24
buen estado	23.85	buen estado	11

La identificación se realizó recorriendo la fotografía aérea a partir de las coordenadas de la imagen (recorriendo pixeles), el recorrido se realizó por medio de una ventana de 30 X 30 pixeles avanzando 20 pixeles; a cada ventana se le calcularon 10 características (Tabla 4) y arrojaba un resultado (Tabla 6) de acuerdo con la red neuronal MLP; las grietas se identificaron de color azul y los baches de color rojo.

Se seleccionaron 11 tramos de vías que correspondían a vías en buen estado de acuerdo al inventario vial realizado en el 2015; los resultados de identificación de baches y grietas en estas vías evidenciaron las limitaciones que presenta el método de identificación automática, se plasman regiones de color azul y rojo que indican deterioro pero que realmente corresponden a otra situación; debido a que las imágenes fueron tomadas para otro tipo de estudio, no tuvieron ciertas consideraciones que afectan al presente proyecto, algunas fotografías evidencian marcas de agua sobre la superficie vial, otras fueron capturadas en un momento del día con mucha luz solar generando múltiples sombras de carros, motos, arboles, etc. La detección de baches y grietas en estas vías corresponde a marcas de señalización que no fueron extraídas totalmente, a zonas húmedas sobre el pavimento y a sombras de varios objetos que intervienen en ella; la presencia de los dos aspectos mencionados de último se puede disminuir, pero

corresponden a la fase de toma de información, la cual no fue realizada en el presente proyecto. Se obtuvo un 0.15% de falsos positivos en 32815.27 m² correspondientes al área total de los 11 tramos de vías evaluados.

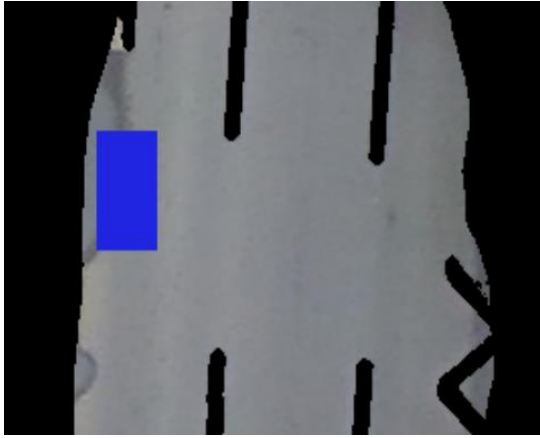


FIGURA 7: DETECCIÓN DE DETERIORO EN ZONA HÚMEDA, FOTOGRAFÍA ID_TRAMO 2160

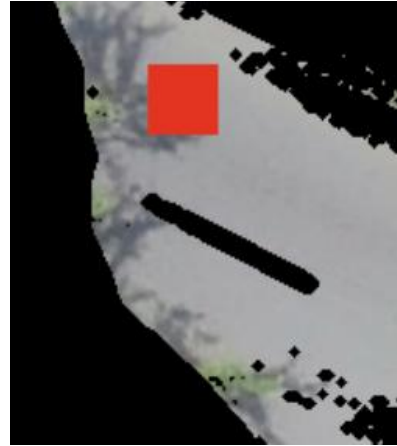


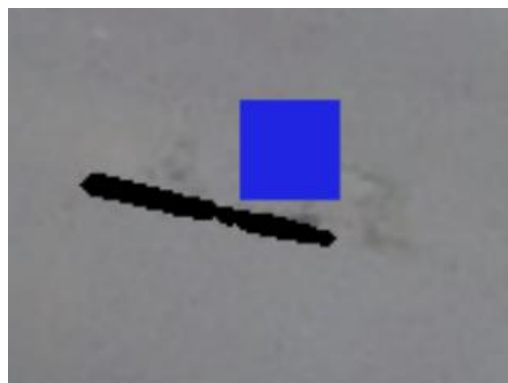
FIGURA 8: DETECCIÓN DE DETERIORO EN SOMBRA DE ÁRBOL, FOTOGRAFÍA ID_TRAMO 2236

Se trabajó con 9 tramos de vías para evaluar el deterioro de bache, no se consiguieron seleccionar 11 tramos de vías por cuestión de equipo en la etapa de procesamiento de imágenes, no se lograron generar los 8 vuelos del proyecto que elaboro las fotografías aéreas y por consiguiente no se pudo extraer el total de vías determinadas para el estudio de baches.

Como se mencionó anteriormente las limitaciones de la metodología son las sombras, las zonas húmedas, las marcas de los vehículos y las marcas de señalización en el piso que no fueron extraídas totalmente; por lo tanto la detección que se realizó en estas zonas consistió en realizar una inspección visual sobre las fotografías identificando los baches y evaluando si el algoritmo lo detecta; de esta forma se procedió hacer el conteo de baches; en algunos casos el algoritmo identifica los baches pero en la categoría de grietas, estos fueron registrados como falsos negativos.



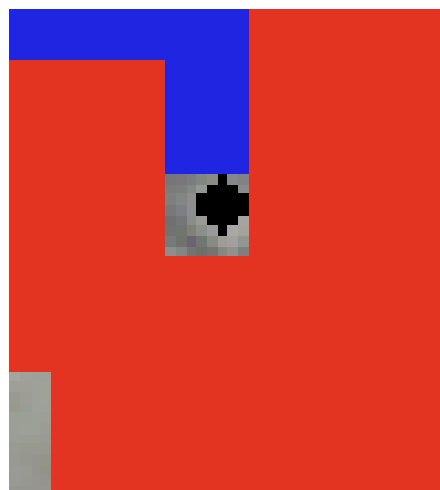
**FIGURA 9: VISUALIZACIÓN DE BACHE EN TRAMO DE VÍA
ID_TRAMO 2510**



**FIGURA 10: IDENTIFICACIÓN DE DETERIORO,
CLASIFICÁNDOLO COMO GRIETA CUANDO EN REALIDAD ES
BACHE, FALSO POSITIVO**



**FIGURA 11: VISUALIZACIÓN DE BACHE EN TRAMO DE VÍA
ID_TRAMO 2429**



**FIGURA 12: IDENTIFICACIÓN DEL BACHE POR MEDIO DEL
MÉTODO TRABAJADO**

Teniendo en cuenta el número de píxeles marcados como baches (color rojo), el área de cada tramo de vía y la resolución espacial de cada imagen; se calculó el porcentaje en área de baches de cada vía.

TABLA 11: PORCENTAJE DE AFECTACIÓN EN BACHES DE CADA TRAMO DE VÍA

ID_TRAMO	Área del tramo (m ²)	Porcentaje (%)
2858	4612.17	0.050
2509	1740.01	19.81
2510	3568.49	0.06
2511	3552.66	0.68
2512	1535.14	20.76
2428	3215.03	0.003
2429	3214.74	0.36
3039	3487.60	0.02

Para la identificación de grietas se determinó una cantidad de muestras de 24 unidades, sin embargo, en el desarrollo del proyecto solo se pudieron obtener 23 dado las dificultades iniciales en el procesamiento de las fotografías crudas para la generación de los mosaicos de los cuales se extrajeron las muestras.

Una vez procesadas todas las muestras con la metodología propuesta, se evidenciaron diferentes aspectos que afectan en una medida considerable los resultados que se desean, como se ha dicho; existen diferentes condiciones particulares en cada imagen, esto debido a la heterogeneidad de las fotografías en donde se presentan distintos elementos característicos o puntuales en cada imagen, algunas de estas peculiaridades en las imágenes corresponden a las distintas iluminaciones en diferentes secciones de las vías extraídas, esto debido a las diferentes horas en la captura de información (existen zonas más iluminadas que otras), también en algunas secciones de vías se presentan cables de energía de alta tensión los cuales no pudieron ser extraídos en su totalidad y el algoritmo propuesto confunde estos elementos en la categoría de baches (ver figura 13); también existen fotografías que se han desenfocado generando en la muestra desfiguraciones las cuales también producen resultados erróneos.



FIGURA 13: CABLES DE ENERGÍA QUE GENERARON RESULTADOS ERRÓNEOS ID_TRAMO 3088

De este modo de las 23 muestras iniciales se descartaron 6, para un total de 17 muestras adecuadas que presentaron buenos resultados. La identificación automática obtuvo un rendimiento positivo, diferenciando de una manera adecuada secciones donde se presentaban ambos tipos de deterioro (baches y grietas) clasificándolo cada uno en la clase correspondiente (ver figura 15).



FIGURA 14: VISUALIZACIÓN DE DETERIORO EN EL TRAMO DE VÍA ID_TRAMO 2350

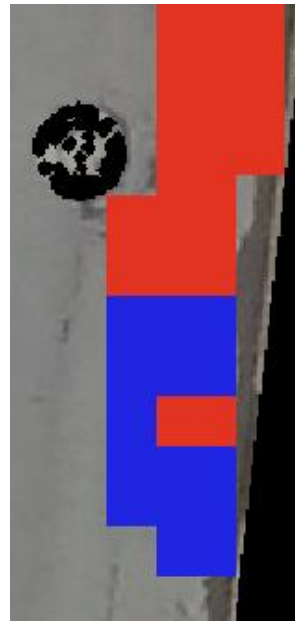


FIGURA 15: IDENTIFICACIÓN DE BACHES Y GRIETAS EN TRAMO DE VÍA ID_TRAMO 2350

Del mismo modo sobre las secciones de vía la identificación de grietas se realizó de una manera óptima clasificando adecuadamente cada deterioro identificado (grietas) (ver figura 17).

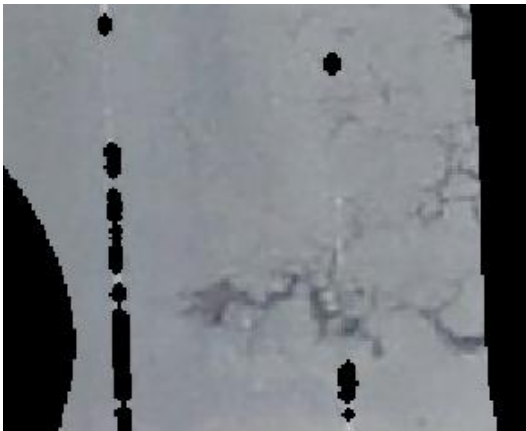


FIGURA 16: VISUALIZACIÓN DE GRIETAS EN EL TRAMO DE VÍA ID_TRAMO 2858

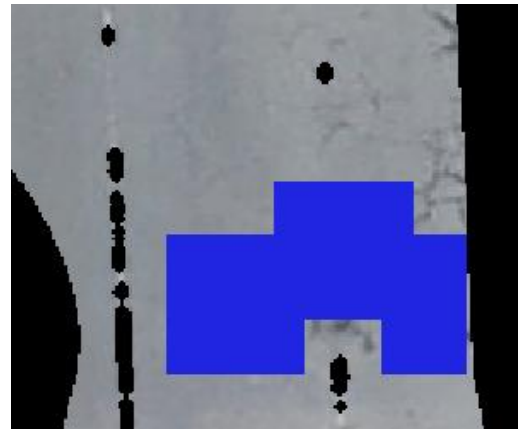


FIGURA 17: IDENTIFICACIÓN DE GRIETAS EN EL TRAMO DE VÍA ID_TRAMO 2858

A partir del número de píxeles que son marcados como grietas (color azul), el área de cada vía que se obtuvo a partir de la longitud y ancho de cada tramo, y la resolución espacial de cada imagen fue posible calcular el porcentaje de afectación o deterioro de cada sección de vía que fue evaluada.

TABLA 12: PORCENTAJE DE AFECTACIÓN EN GRIETAS DE CADA TRAMO DE VÍA

ID_TRAMO	Área del tramo (m ²)	Porcentaje (%)
2272	3219.31	9.01
2274	3994.65	6.53
2286	2669.41	8.75
2296	4186.07	8.25
2350	5404.69	49.01
2351	4504.80	12.99
2419	1397.97	8.63
2862	2940.40	16.20
2866	5471.78	7.56
2991	2590.05	0

3028	3339.01	1.04
3029	3313.67	1.16
3055	2911.32	4.39
3056	2876.81	3.78
3084	2400.76	6.07
3087	4304.98	6.84
3088	4151.27	4.21

Finalmente, los resultados de la identificación automática de baches y grietas presentan buenos resultados en las imágenes en donde los parámetros de dificultad han sido superados. La metodología automática de identificación de deterioros permite determinar de forma más precisa no solo los lugares de afectación (bache, grieta) presente sobre las vías sino también el porcentaje de deterioro con el cual cuenta cada tramo, siendo de gran utilidad en la actualización de bases de datos enfocadas en el mantenimiento vial.

Por otro lado, se presentaron incongruencias respecto al inventario vial realizado por medio de trabajo de campo; en dos tramos de vías estudiados (ID_TRAMO 2509 y 2512) se visualizó que se encontraban en mal estado, pero el inventario registro que la vía 2509 no presentaba baches y grietas; y que la vía 2512 registraba solo un bache; debido a que las fotografías aéreas fueron tomadas en marzo de 2015 y que el inventario fue realizado entre septiembre y octubre del mismo año, existía la posibilidad que entre ese lapso de tiempo se podría haber realizado mantenimiento vial en estos tramos de vía, por lo tanto se solicitó a la alcaldía información sobre las vías que habían sido intervenidas en el 2015; cuando la información fue conseguida se revisó estas vías en particular y no se encontró que hayan recibido mantenimiento vial en el año 2015.



FIGURA 18: ID_TRAMO 2509



FIGURA 19: ID_TRAMO 2512

7.6. Validación de método

Para la validación del algoritmo se trabajó con 10 imágenes de cada clase (Bache, Grieta, Pavimento sano), equivalente al 33% del conjunto de datos; se evaluó la matriz de confusión de cada una de las 3 RNA; calculando exactitud global, coeficiente kappa, sensibilidad y valor predictivo positivo; la matriz de confusión muestra en las columnas la clasificación conocida (real) y en las filas la clasificación realizada por la RNA.

TABLA 13: MATRIZ DE CONFUSIÓN DE RED NEURONAL NUMERO 1

CLASE	Bache	Grieta	Pavimento Sano	Total	Error Comisión
Bache	10	0	0	10	0
Grieta	0	10	0	10	0
Pavimento Sano	0	0	10	10	0
Total	10	10	10		
Error Omisión	0	0	0		

TABLA 14: MATRIZ DE CONFUSIÓN DE RED NEURONAL NUMERO 2

CLASE	Bache	Grieta	Pavimento Sano	Total	Error Comisión
Bache	9	1	0	10	0.1
Grieta	1	9	0	10	0.1
Pavimento Sano	0	0	10	10	0
Total	10	10	10		

<i>Error Omisión</i>	0.1	0.1	0
----------------------	-----	-----	---

TABLA 15: MATRIZ DE CONFUSIÓN DE RED NEURONAL NUMERO 3

CLASE	Bache	Grieta	Pavimento Sano	Total	<i>Error Comisión</i>
Bache	9	1	0	10	0.1
Grieta	1	9	0	10	0.1
Pavimento Sano	0	0	10	10	0
Total	10	10	10		
<i>Error Omisión</i>	0.1	0.1	0		

TABLA 16: CÁLCULO DE ÍNDICES

	Exactitud Global (%)	Kappa
RNA # 1	100	1
RNA # 2	93.3	0.9
RNA # 3	93.3	0.9

TABLA 17: VALORES MÉTRICOS DE CADA MATRIZ DE CONFUSIÓN

	RNA # 1		RNA # 2		RNA # 3	
	Valor predictivo positivo (%)	sensibilidad (%)	Valor predictivo positivo (%)	sensibilidad (%)	Valor predictivo positivo (%)	sensibilidad (%)
Baches	100	100	90	90	90	90
Grietas	100	100	90	90	90	90
Pav. Sano	100	100	100	100	100	100

Como se puede observar la RNA número 1 presento excelentes resultados clasificando correctamente todas las clases, además de acuerdo con la Tabla 2 la concordancia es casi perfecta; y los valores de sensibilidad y valor predictivo positivo fueron del 100%.

La matriz de confusión permitió conocer el desempeño del clasificador frente a imágenes con las cuales no se había entrenado la red; Por medio de la validación se logró verificar que la RNA número 1 fue la que mostró mejores resultados respecto a las otras RNA.

7.7. Validación de los resultados

Como se ha mencionado anteriormente el método trabajado selecciona zonas húmedas y sombras de objetos como deterioros; estos errores pueden minimizarse teniendo en cuenta el momento idóneo para realizar la captura de las fotografías aéreas; las vías determinadas como sanas por el inventario vial realizado por trabajo de campo también fueron clasificadas como vías sanas por medio del método implementado en el presente proyecto; por otro lado las vías con baches y grietas también evidenciaron identificación en marcas de agua, marcas de llantas, carros, motos, sombras, alcantarillas, etc.; para evaluar estas vías se trabajó con matriz de confusión por cada clase.

Para todas las vías seleccionadas se realizó una inspección visual evaluando cuantos objetos fueron identificados como grieta o bache, estos fueron registrados como falsos positivos en las matrices de confusión. Las vías sanas presentaron 35 falsos positivos entre los 11 tramos de vías trabajadas, se calculó que el porcentaje de error fue de 0.15 de los 32815.27 m² de área total de los 11 tramos de vía; el inventario vial realizado por trabajo de campo registro que estas vías fueron evaluadas como vías sanas, evidentemente el método trabajado también las identifica como sanas presentando un porcentaje de error bajo, el cual se debe a la presencia de sombras, marcas de agua, marcas de llantas, partes de vehículos, etc.

Por otro lado, también se realizó el ejercicio de conteo de objetos sobre las vías seleccionadas para evaluar la categoría de baches; en este caso se contaban con 9 tramos de vías de los cuales una vía tuvo que ser descartada debido a la cantidad de falsos positivos a causa de la iluminación que presentaba la vía en el momento de captura; finalmente se elaboró la matriz de confusión de esta categoría y se evaluó de acuerdo con los índices de sensibilidad, valor predictivo positivo y exactitud.

TABLA 18: MATRIZ DE CONFUSIÓN DE LA CATEGORÍA BACHES E ÍNDICES DE EVALUACIÓN

	Baches	Otros
Baches	41	105
Otros	9	0

Cantidad de baches identificados por trabajo de campo	42
--	----

Sensibilidad (%)	Valor Predictivo Positivo (%)	Exactitud Global (%)
82	28.08	97.62

Los resultados evidencian que el método trabajado realiza identificación de baches sobre pavimento flexible pero que muestra problemas cuando se presentan sombras, marcas de agua, partes de vehículos, marcas de llantas, pintura, alcantarillas, etc.; los errores debido a marcas de agua y sombras de objetos se pueden disminuir dado que el momento de captura de las fotografías influye; en este caso no se pudo hacer a causa de que la fase de toma de fotografías no era parte del proyecto. Por otro lado, el porcentaje del valor predictivo positivo es de 28.08 por las debilidades que presentó la metodología trabajada.

Igualmente, para la evaluación de los resultados sobre las muestras procesadas en la identificación de grietas se utilizó la matriz de confusión que arrojó un resultado positivo en la identificación a pesar de la caracterización de distintos objetos que no son de interés esto debido como se ha mencionado a la falta de programación de la captura para este tipo de procedimientos.

TABLA 19: MATRIZ DE CONFUSIÓN DE LA CATEGORÍA GRIETAS E ÍNDICES DE EVALUACIÓN

	Grietas	Otros
Grietas	112	207
Otros	48	0

Cantidad de grietas identificadas por trabajo de campo	113
---	-----

Sensibilidad (%)	Valor Predictivo Positivo (%)	Exactitud Global (%)
70	35.11	99.12

Los resultados muestran que, de 113 grietas registradas por el trabajo de campo en los 17 tramos de muestras seleccionadas, fueron identificadas 112 por la metodología automática, con una sensibilidad del 70% en la identificación de verdaderos positivos para grietas; por otro lado, la exactitud global es de 99% y el valor predictivo positivo es del 35% debido a la identificación de elementos que no son de interés y que la red neuronal confunde.

En el anexo F se presentan los objetos que fueron erróneamente identificados en la categoría de baches o grietas en cada imagen, es decir los falsos positivos presentados en el estudio.

8. DISCUSION

Los procesos trabajados para la identificación automática de baches y grietas en fotografías aéreas fueron georreferenciación de las fotografías, extracción de la superficie vial, extracción de características, implementación de una red neuronal MLP para el proceso de identificación y validación de los resultados.

La clasificación supervisada de máxima verosimilitud (MLC) es utilizada con frecuencia en varios estudios que requieran clasificación de imágenes digitales y arroja precisión satisfactoria (Islam et al., 2018); en este caso se clasificaron las fotografías aéreas con esta técnica presentando resultados favorables, los cuales fueron utilizados en la fase de extracción vial.

En la fase de extracción de la superficie vial al igual que Bakhtiari, Abdollahi & Rezaeian, (2017) cuando las imágenes presentan menos variación respecto a los objetos que interviene en ella y cuando la vía tiene una trayectoria recta, el método es más preciso y no tiene limitaciones; por el contrario cuando existe variedad de objetos y formas de la carretera, el método presenta inconvenientes. Por otro parte Ali et al., (2010) extrajeron vías manifestando que casi todas las carreteras se extrajeron con éxito pero capas como árboles, edificios o terrenos son difíciles de eliminar; en este proyecto los resultados evidencian que cuando intervienen árboles en la vía o se presentan viviendas con techos de color similar a la vía, el proceso de extracción vial revela inconvenientes; además para Maarir et al., (2016) el método propuesto puede arrojó buenos resultados pero saben que existe la posibilidad de requerir más procesos teniendo en cuenta que algunas imágenes presentan problemas de resolución y mayor grado de complejidad. Al no extraerse exitosamente los objetos que generan errores en el proceso de identificación, los resultados arrojaron 105 falsos positivos en la categoría de baches y 207 en la categoría de grietas.

En este proyecto se logró una exactitud global del 100% en clasificación de grietas al igual que Aguirre & Tello, (2014) en clasificación de piel de cocodrilo y grieta longitudinal; respecto a clasificación de baches Aguirre & Tello, (2014) obtuvieron un 40% y en este estudio se acertó en 100%. Aguirre & Tello, (2014) trabajaron con una configuración (12

8 3) para una red neuronal perceptrón multicapa y en el presente proyecto la configuración fue de (10 6 3) dado que fue la que evidencio mejores resultados.

S. Zhang et al., (2016) en su investigación generaron ortofotos y modelos digitales de superficie a partir de fotografías aéreas capturadas desde un sistema aéreo no tripulado; con estos productos caracterizaron manualmente los problemas que presentaban la superficie del pavimento e indicaron que su estudio serviría como base para futuras investigaciones y que la automatización sería el siguiente paso lógico; en este proyecto se trabajó en la identificación automática de deterioros sobre fotografías aéreas con el objetivo de eliminar los criterios subjetivos por medio de trabajo de campo.

Azhar et al., (2016) plantean la constante necesidad de la evaluación o monitoreo del pavimento que proporciona información en función de la recuperación, seguimiento y mantenimiento de las redes de carreteras, estas pueden realizarse de manera automática lo que permite la supervisión del estado de las vías mediante la utilización de equipos tecnológicos como lo son: cámaras digitales, laser (LIDAR), Drones y sensores ópticos, o bien puede realizarse mediante trabajo de campo por personal especializado. Este proyecto plantea la obtención de esta información de manera digital por medio de UAV (drones) lo cual agiliza la captura de información utilizando las tecnologías emergentes reduciendo los tiempos de captura de datos. Azhar et al., (2016) realizaron una identificación y clasificación del tipo de estrés (deterioro) del pavimento flexible por medio de imágenes digitales, que conlleva a la evaluación del deterioro. En la identificación de los baches se hace necesario el reconocimiento de características particulares o únicas que puedan llegar a tener estos deterioros, debido a que los baches no tienen apariencias fijas o uniformes por las diferencias en el modo de desgastes que se puedan llegar a presentar sobre el pavimento, de este modo la apariencia y la forma de un bache puede ser representado utilizando el descriptor de características HOG (Histogramas de Gradientes Orientados) que consiste principalmente en la distribución de las direcciones de los bordes y se concreta de forma acumulativa en la forma del objeto; Azhar et al., (2016) consiguen estas características cambiando el espacio de color de las imágenes de RGB a escala de grises en las cuales se aplica el clasificador Naive Bayes que consiste en la asignación de etiquetas a las imágenes de entrada en función de la

probabilidad a posteriori máxima la cual realiza asignaciones de tipo 1 y 2 con lo que determina exclusivamente la presencia o no de un bache, del mismo modo en la metodología propuesta en este trabajo, se identificaron patrones que diferencian a una clase de deterioro de otra, para lo cual se traslada la imagen a otro espacio de color (RGB a HSI) y se escogieron 10 características correspondientes a la media y desviación estándar de los canales de matiz, saturación y entropía; A los cuales se les realizó el cálculo de correlación que existe entre estos valores con lo que determinó que los valores de correlación entre las características elegidas son cercanas a cero indicando que no existe dependencia entre ellas, finalmente este resultado proporciona la validez necesaria para la utilización de estos valores como vector de características que es parte fundamental en la posterior construcción y entrenamiento de la inteligencia artificial aplicada a la identificación de los deterioros sobre la vía; los descriptores de características basados en histogramas son ampliamente utilizados en la visión o inteligencia artificial.

En el presente proyecto se evaluaron los resultados por medio de matrices de confusión y en la categoría de baches se presentó una exactitud de 97.62%, sensibilidad de 82% y valor predictivo positivo de 28.08%; Koch & Brilakis, (2011) también evidenciaron sus resultados a través de matriz de confusión con una exactitud de 85.9%, sensibilidad de 86.1% y valor predictivo positivo de 81.6%, estos autores afirmaron que en la mayoría de las imágenes se trabajaron con iluminación normal y que las sombras pueden presentar inconvenientes; lo anterior se manifestó en este trabajo dado que las sombras influyeron significativamente en la identificación automática y lamentablemente no se pudo disminuir el error debido a que la etapa de captura de las fotografías aéreas no fue parte de este trabajo.

En la evaluación de la categoría grietas en este proyecto se obtuvo una sensibilidad del 70%, similar a la obtenida por Porras, et al., (2012), quienes plantearon un sistema para el levantamiento automático de pavimento y extracción de características propias de los deterioros que finalmente son utilizados en redes neuronales, tal y como se propone en este trabajo; Porras et al., (2012) lograron una sensibilidad de 81.72% lo que indica la buena capacidad del método que proponen para detectar como grietas aquellas regiones

que realmente lo son, es decir la proporción de verdaderos positivos; a diferencia del método planteado en este proyecto, las fotografías fueron tomadas a nivel del suelo lo que generaliza buenos resultados, para imágenes aéreas se torna más compleja la sensibilidad dado la dificultad que existe en la eliminación de los elementos que no son de interés.

Hoang, Nguyen, & Tran, (2018) trabajaron en la detección de grietas por medio de imágenes digitales aplicando dos modelos, uno de los modelos se enfocaba en una red neuronal artificial logrando el mayor porcentaje de precisión de clasificación entre los modelos estudiados, obtuvieron un 92.08%; en este trabajo también se implementó una red neuronal y en la categoría de grietas se logró un 99.12% de exactitud.

En las vías municipales existe constantemente tránsito de vehículos y presencia de árboles aledaños a las vías, que vistas desde lo alto no se logran visualizar en su totalidad; debido a lo anterior se generaron falsos positivos al identificar baches y grietas en tramos de vías en la ciudad de Cali; por lo tanto, la metodología trabajada sería de utilidad para evaluar vías nacionales dado que presentan por temporadas baja circulación de vehículos y por consiguiente son más despejadas para realizar identificación de baches y grietas; otra ventaja del método aplicado para inspeccionar vías nacionales sería que para trasladar a los inspectores visuales se requeriría de recursos económicos y de garantizar seguridad a los trabajadores, en cambio mandar un vehículo aéreo no tripulado a capturar la información sería rápido, seguro y de bajo costo.

9. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El proceso realizado para la identificación de deterioros en el pavimento flexible por medio de fotografías aéreas es una propuesta diferente dado que detecta de manera automática las fallas en la superficie de rodamiento basándose en el tratamiento de imágenes digitales y redes neuronales artificiales, aplicándolo en imágenes complejas debido a la gran cantidad de información contenidas en ellas y clasificando los deterioros identificados en 2 clases (baches o grietas). Este proyecto es una base para continuar trabajando en sistemas automatizados para la identificación de deterioros sobre pavimento flexible, lo cual permitirá reducir tiempos y costos en los planes de gestión de infraestructura.

Las imágenes fueron capturadas para el desarrollo de un trabajo distinto al desplegado en este proyecto y por consiguiente no tuvieron en cuenta aspectos como altura de vuelo, iluminación, clima etc., sin embargo, con estas fotografías aéreas se logró trabajar y se puso en evidencia que esta metodología es prometedora y se pueden llegar a obtener resultados precisos y confiables.

Debido a que cada fotografía fue tomada en diferentes momentos del día y que cada imagen presenta variedad de objetos que intervienen en la vía; la complejidad de cada imagen es diferente y en algunos casos no se lograron eliminar completamente los objetos que generaron errores en el proceso de identificación de deterioros, de este modo encontrar una metodología que funcione idóneamente para extraer de manera automática toda esta diversa información es un gran reto, sin embargo los procedimientos aquí propuestos tuvieron resultados sobresalientes eliminando en gran medida todos estos elementos que no eran de interés. La presencia de árboles, edificaciones, redes eléctricas y agua en la superficie vial afectan la identificación de baches y fisuras en las vías con pavimento asfáltico.

La clasificación supervisada MLC ayudo en el proceso de disminución de los elementos que no son de interés en las imágenes; por consiguiente, es un proceso clave en la fase de extracción vial que limita la superficie en la cual se va a realizar el procedimiento de identificación automático.

Los coeficientes de correlación de los valores utilizados en el vector de características para el entrenamiento de la red neuronal presentaron valores cercanos a cero lo que indicaba que no existía dependencia entre ellas, de este modo estos valores representaron bien las particularidades entre baches y grietas.

El algoritmo que presentó mejor rendimiento para la clasificación de los deterioros presentes en el pavimento flexible fue una red neuronal perceptrón multicapa con configuración (10 6 3), entrenada utilizando el algoritmo levenberg marquardt. Se obtuvo un porcentaje de aciertos del 98.3% y en la etapa de validación de los resultados se alcanzó una exactitud de 97.62% y 99.12% para baches y grietas respectivamente.

Debido a la gran presencia de sombras y zonas húmedas sobre el pavimento, los resultados del método fueron afectados dado que arrojó falsos positivos y por eso el porcentaje de valor predictivo positivo fue bajo, 28.08% para baches y 35.11% para grietas; Por otro lado, también se calculó la sensibilidad que manifiesta la precisión de clasificación del deterioro en la clase correcta, para baches fue de 82% y para grietas de 70%.

Para que la metodología propuesta sea una alternativa mucho más robusta y precisa se recomienda que se realicen ciertas consideraciones en el momento de la captura de información o toma de fotografías, tales como: las imágenes deben de ser capturadas en días secos, días con circulación de pocos vehículos, hora de captura con iluminación moderada, vías con poca presencia de árboles, etc. Los anteriores aspectos generaron errores evidenciando así, las debilidades de la metodología. Por otro lado, este proyecto sirve para futuras investigaciones en las que se apliquen técnicas que permitan suprimir en su mayoría la presencia de elementos en la extracción de la vía de interés, lo que permite mejorar el método de identificación de deterioros.

10. BIBLIOGRAFÍA

- Alcaldía De Santiago De Cali. (2018). Informe de movilidad y seguridad vial año 2018. Obtenido de http://www.cali.gov.co/movilidad/publicaciones/39589/accidentalidad_santiago_de_cali/
- Aguilar Carrera, G. G. (1995). *PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES UTILIZANDO FILTROS MORFOLÓGICOS*. Escuela politecnica nacional.
- Aguirre Sánchez, Y. M., & Tello Cifuentes, L. V. (2014). *PROPUESTA Y EVALUACIÓN DE UNA METODOLOGÍA PARA LA DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE LOS DETERIORES SUPERFICIALES PRESENTES EN LAS VÍAS EN PAVIMENTO FLEXIBLE*. Universidad del Valle.
- Ali, H. M., Boshir, A., & Ariful, I. M. (2010). Automatic extractions of road intersections from satellite imagery in urban areas. *ICECE 2010 - 6th International Conference on Electrical and Computer Engineering*, (December), 686–689. <https://doi.org/10.1109/ICELCE.2010.5700786>
- Alshehhi, R., Marpu, P. R., Woon, W. L., & Mura, M. D. (2017). Simultaneous extraction of roads and buildings in remote sensing imagery with convolutional neural networks. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 130, 139–149. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.05.002>
- Alvarez Germade, Y., Barbará Morales, E., & Rodriguez Ramirez, O. (2010). FILTRADO DIGITAL EN EL PROCESAMIENTO DE IMÁGENES EMPLEANDO MATLAB. In *Convencion cientifica de ingenieria y arquitectura*.
- ANIF. (2019). Los costos ocultos de la falta de mantenimiento vial. Comentario Económico del Día. Obtenido de: <http://www.anif.co/sites/default/files/ene23-19.pdf>
- Azhar, K., Murtaza, F., Yousaf, M. H., & Habib, H. A. (2016). Computer Vision Based Detection and Localization of Potholes in Asphalt Pavement Images. *IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE)*, 1–5.
- Bakhtiari, H. R. R., Abdollahi, A., & Rezaeian, H. (2017). Semi automatic road extraction

- from digital images. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 20(1), 117–123. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2017.03.001>
- BBVA. (2018). Situación Automotriz Colombia. Obtenido de: <https://www.bbvaresearch.com/wp-content/uploads/2018/03/SituacionAutomotriz2018.pdf>
- Blas Navarro, J., Domenech, J. M., De la osa, N., & Ezpeleta, L. (1998). El análisis de curvas ROC en estudios epidemiológicos de psicopatología infantil : aplicación al cuestionario CBCL *. *Anuario de Psicología*, 29(1), 3–15.
- Boca, T., & Rodríguez, G. (2012). *Métodos Estadísticos De La Evaluación De La exactitud De Productos Derivados De Sensores Remotos. Asociación Argentina de Mecánica Computacional.*
- Caicedo Bravo, E. F., & López Sotelo, J. A. (2009). *Una aproximación práctica a las redes neuronales artificiales.* (U. del V. programa editorial, Ed.) (primera ed). Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/303365431_Una_aproximacion_practica_a_las_Redes_Neuronales_Artificiales
- Camarillo-Peñaranda, J. R., Saavedra-Montes, A. J., & Ramos-Paja, C. A. (2013). Recomendaciones para Seleccionar Índices para la Validación de Modelos. *Tecnologías*, (November), 109–122. <https://doi.org/10.22430/22565337.372>
- Cerda L., J., & Villarroel Del P., L. (2008). Evaluación de la concordancia inter-observador en investigación pediátrica: Coeficiente de Kappa. *Revista Chilena de Pediatría*, 79(1), 54–58. <https://doi.org/10.1016/j.actatropica.2012.12.012>
- Correa, A. B., & Gonzalez, A. M. (2011). Evolutionary algorithms for selecting the architecture of a MLP Neural Network: A credit scoring case. *Proceedings - IEEE International Conference on Data Mining, ICDM*, 725–732. <https://doi.org/10.1109/ICDMW.2011.80>
- Delgado Aguilera, E. (2010). Comparación de clasificadores de género : Redes Neuronales MLP y Teoría de la Información – ITL –. *AVANCES Investigación En*

Ingeniería 13, 87–97.

Dunn, R., & Harwood, K. (2015). Bridge Asset Management in Hertfordshire - now and in the future. *Asset Management Conference 2015*, 6 .-6 .
<https://doi.org/10.1049/cp.2015.1722>

Erdas, I. (1997). *ERDAS Field Guide. Imagine*.

Ertuğrul, Ö. F. (2018). A novel type of activation function in artificial neural networks: Trained activation function. *Neural Networks*, 99, 148–157.
<https://doi.org/10.1016/j.neunet.2018.01.007>

Fernández, P. (1996). Investigación: Determinación del tamaño muestral. *Cad Aten Primaria*, 303(06), 138–14.

Fitzgibbon, A. W., Fisher, R. B., & Pilu, M. (1996). Direct Least Squares Fitting of Ellipses. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21(5), 253–257.
<https://doi.org/10.1109/ICPR.1996.546029>

Fombuena, A. (2017). Unmanned Aerial Vehicles and Control. *Ieee Geoscience and Remote Sensing Magazine*, (october), 32–34.

Garijo, D., Jesús, V., López, I., Isaac, P., Estrada, P., Jaime, J., ... Orozco, L. (2009). *Control de un vehículo aéreo no tripulado*. Retrieved from <http://eprints.ucm.es/9477/1/documentacion.pdf>

Garrido Satué, M., & Vargas Villanueva, M. (2013). *Reconocimiento de señales de tráfico para un sistema de ayuda a la conducción, Capítulo 4 Teoría de clasificadores*. Retrieved from http://bibing.us.es/proyectos/abreproy/70448/fichero/05_Capitulo4.pdf

Gonzalez Marcos, A., Martinez de pison ascacibar, francisco javier, Pernia espinoza, alpha veronica, Alba elias, F., Castejon limas, M., Ordieres mere, J., & Vergara gonzalez, E. (2006). *Técnicas y algoritmos básicos de visión artificial*. (universidad de la R. servicio de Publicaciones, Ed.). España.

GRUPO DE INVESTIGACION EN TRANSPORTE, TRÁNSITO Y VÍAS – GITTIV. (2015).

LEVANTAMIENTO TOPOGRAFICO ESTUDIOS Y DISEÑOS BICICARRILES
ALIMENTADORES AL SITM-MIO PROYECTOS PILOTOS ESTACION
UNIVERSIDADES Y ANDRES SANIN. Santiago De Cali.

Guralnick, S. A., Suen, E. S., & Smith, C. (1993). AUTOMATING INSPECTION OF
HIGHWAY PAVEMENT SURFACES, *119*(1), 1–12.

Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. (1973). Textural Features for Image
Classification. *IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS*,
3(6), 610–621.

Henderson, N., King, R., & Middleton, R. H. (2007). An Application of Gaussian Mixtures:
Colour Segmenting for the Four Legged League Using HSI Colour Space. *Springer*.
<https://doi.org/10.1007/978-3-540-68847-1>

Hoang, N., Nguyen, Q., & Tran, V. (2018). Automation in Construction Automatic
recognition of asphalt pavement cracks using metaheuristic optimized edge detection
algorithms and convolution neural network. *Automation in Construction*, *94*, 203–213.
<https://doi.org/10.1016/j.autcon.2018.07.008>

Huang, G., Huang, G. Bin, Song, S., & You, K. (2015). Trends in extreme learning
machines: A review. *Neural Networks*, *61*, 32–48.
<https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.10.001>

Hubert, F., Pinheiro, M., Sanchez, A., Hirye, M. C. M., Zortea, M., Gloor, E., ... Aragão, L.
E. O. C. (2018). Individual tree crown delineation in a highly diverse tropical forest
using very high resolution satellite images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and
Remote Sensing*, *145*, 362–377. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.09.013>

INSTITUTO GEOGRAFICO AGUSTIN CODAZZI. (2016). ESPECIFICACIONES
TECNICAS CARTOGRAFIA BASICA DIGITAL

Islam, K., Jashimuddin, M., Nath, B., & Nath, T. K. (2018). Land use classification and
change detection by using multi-temporal remotely sensed imagery: The case of
Chunati wildlife sanctuary, Bangladesh. *Egyptian Journal of Remote Sensing and
Space Science*, *21*(1), 37–47. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2016.12.005>

- Kenarsari, A. E., Vitton, S. J., & Beard, J. E. (2017). Creating 3D models of tractor tire footprints using close-range digital photogrammetry. *Journal of Terramechanics*, 74, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.jterra.2017.06.001>
- Koch, C., & Brilakis, I. (2011). Pothole detection in asphalt pavement images. *Advanced Engineering Informatics*, 25(3), 507–515. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2011.01.002>
- Koutsopoulos, H. N., & Downey, A. B. (1993). PRIMITIVE-BASED CLASSIFICATION OF PAVEMENT CRACKING IMAGES, 119(3), 402–418.
- Kukko, A., Jaakkola, A., Lehtomaki, M., Kaartinen, H., & Yuwei, C. (2009). Mobile mapping system and computing methods for modelling of road environment. *2009 Joint Urban Remote Sensing Event*. <https://doi.org/10.1109/URS.2009.5137703>
- La República (9 de junio de 2019). Colombia, el segundo país de la región que más crecerá en venta de carros nuevos en 2019. Obtenido de: <https://www.larepublica.co/empresas/colombia-el-segundo-pais-de-la-region-que-mas-crecera-en-venta-de-carros-nuevos-en-2019-2820003>
- La Serna Palomino, N., Contreras, W., & Ruiz, M. E. (2010). Procesamiento Digital de textura: Técnicas utilizadas en aplicaciones actuales de CBIR. *Revista de Investigación de Sistemas e Informática*, 7(1), 57–64. Retrieved from http://sisbib.unmsm.edu.pe/bibvirtual/publicaciones/risi/2010_n1/v7n1/a06v7n1.pdf
- Lalkhen, A. G., & McCluskey, A. (2008). Clinical tests: Sensitivity and specificity. *Continuing Education in Anaesthesia, Critical Care and Pain*, 8(6), 221–223. <https://doi.org/10.1093/bjaceaccp/mkn041>
- Li, L., Chan, P., Rao, A., and Lytton, R. L. (1991). “Flexible pavement distress evaluation using image analysis.” Proc., 2nd Int. Conf. on Applications of Advanced Technologies in Transp. Engrg., 473–477.
- Llano, L., Hoyos, A., Arias, F., & Velásquez, J. (2007). Comparación del Desempeño de Funciones de Activación en Redes Feedforward para aproximar Funciones de Datos con y sin Ruido. *Avances En Sistemas e Informática*, 4(2), 1–10.
- López de la Sierra, A. (2014). *Planificación de vuelos fotogramétricos para u.a.v. sobre*

cliente qgis. Universidad De Oviedo.

- Lowe, D. G. (2004). Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 60(2), 91–110. <https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94>
- Maarir, A., Bouikhalene, B., Chajri, Y., Support, D., Mellal, B., Faculty, P., & Mellal, B. (2016). Roads Extraction and Mapping from Aerial and Satellite Images.
- Martínez Casa, Á. (2017). *Reconocimiento de imágenes con Redes Convolucionales en C*. Universidad De Sevilla.
- Mas, J. F., Díaz-Gallegos, J. R., & Vega, A. P. (2003). Evaluación de la confiabilidad temática de mapas o de imágenes clasificadas: Una revisión. *Investigaciones Geográficas*, 51, 53–72. <https://doi.org/10.1155/2014/372349>
- Mendoza, L. E., Meza, E. F., & Gualdron, O. E. (2016). Segmentación y Parametrización Automática de Imágenes Iridológicas. *Revista Ingeniería Biomédica*, 10(19), 13–21.
- Ministerio De Transporte Instituto Nacional De Vias . (2006). Estudio E Investigacion Del Estado Actual De Las Obras De La Red Nacional De Carreteras. Bogota D.C.
- Moreno, G. J., & Sierra, E. M. (2016). *Estadística I*.
- Nex, F., & Remondino, F. (2014). UAV for 3D mapping applications: A review. *Applied Geomatics*, 6(1), 1–15. <https://doi.org/10.1007/s12518-013-0120-x>
- Parrizas Siles Macarena . (2016). MODELIZACIÓN TRIDIMENSIONAL MEDIANTE TÉCNICAS SFM DE VUELOS FOTOGRAMÉTRICOS ANTIGUOS. EVALUACIÓN DE POSIBILIDADES APLICADAS AL VUELO DE 1957 (Tesis De Pregrado). Universitat Politècnica de València.
- PIMU. (1 de Marzo de 2017). PLAN INTEGRAL DE MOVILIDAD URBANA DE SANTIAGO DE CALI – VISIÓN 2028. Obtenido de http://www.cali.gov.co/planeacion/publicaciones/103061/implementacion_pimu_vision/
- Pita Fernandez, S., & Pérttega Diaz, S. (1997). Relación entre variables cuantitativas. *Cad*

- Aten Primaria*, 4, 141–144. Retrieved from http://desarrollo.fisterra.com/mbe/investiga/var_cuantitativas/var_cuantitativas2.pdf
- Ponce Gallegos, J. C., Torres Soto, A., Quezada Aguilera, F. S., Silva Sprock, A., Martínez Flor, E. U., Casali, A., ... Pedreño, O. (2014). *Inteligencia Artificial*. (LATIn, Ed.) (Primera Ed). <https://doi.org/10.13140/2.1.3720.0960>
- Porras, H., Castañeda, E. A., Sanabria, D. Y., & Medina, G. M. (2012). Detección automática de grietas de pavimento asfáltico aplicando características geométricas y descriptores de forma. *INGE CUC*, 8(1), 261–280.
- Pu, S., Rutzinger, M., Vosselman, G., & Oude Elberink, S. (2011). Recognizing basic structures from mobile laser scanning data for road inventory studies. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(6 SUPPL.), S28–S39. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.08.006>
- RÍOS-DÍAZ, J., CAEIRO REY, J. R., MARTÍNEZ PAYÁ, J. J., DAPÍA ROBLEDA, S., & DEL BAÑO ALEDO, M. E. (2009). RELACIÓN ENTRE LAS VARIABLES MORFO ESTRUCTURALES DE DIMENSIÓN FRACTAL, LACUNARIDAD Y ENTROPÍA EN EL HUESO TRABECULAR DE LA PORCIÓN PROXIMAL DEL FÉMUR. *Revista Española de Enfermedades Metabólicas Óseas*, 18(1), 2–8.
- Sesma-Sara, M., De Miguel, L., Pagola, M., Burusco, A., Mesiar, R., & Bustince, H. (2018). New measures for comparing matrices and their application to image processing. *Applied Mathematical Modelling*, 61, 498–520. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2018.05.006>
- Silva, S., Costa, P., Gouvea, M., Lacerda, A., Alves, F., & Leite, D. (2018). High impedance fault detection in power distribution systems using wavelet transform and evolving neural network. *Electric Power Systems Research*, 154, 474–483. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2017.08.039>
- Sobrado, E. A. (2003). *Tesis PUCP. Test*. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Solminihaç, H. D. (2005). *En Gestion De Infraestructura Vial*. Colombia: Alfaomega

Grupo Editor.

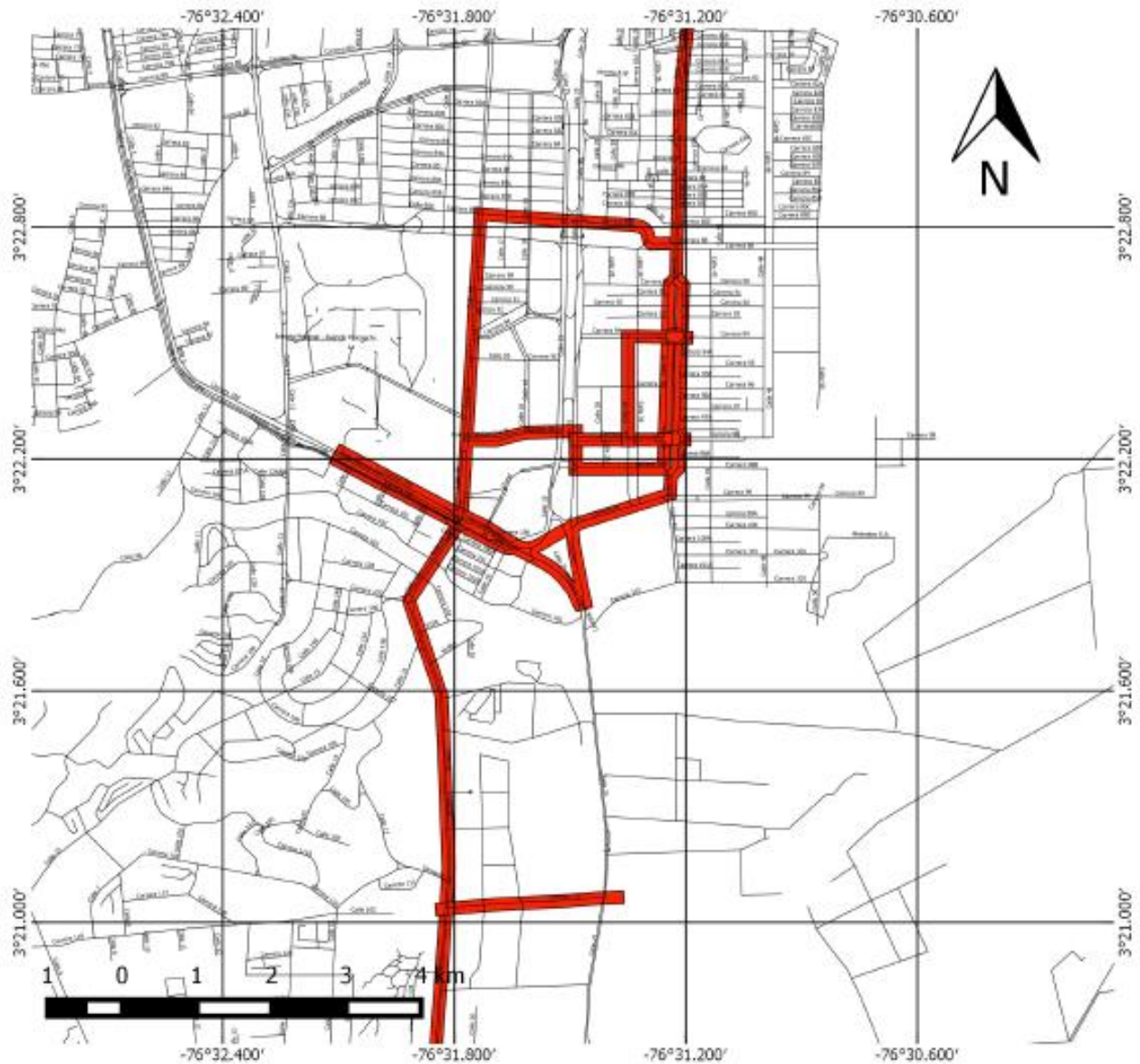
- Sossa, H., & Guevara, E. (2013). Modified Dendrite Morphological Neural Network Applied to 3D Object Recognition on RGB-D Data. In *Hybrid Artificial Intelligent Systems* (pp. 304–313).
- Sun, Y., Salari, E., & Chou, E. (2009). Automated pavement distress detection using advanced image processing techniques. *Proceedings of 2009 IEEE International Conference on Electro/Information Technology, EIT 2009*, 373–377. <https://doi.org/10.1109/EIT.2009.5189645>
- Taquía Gutiérrez, J. A. (2017). El procesamiento de imágenes y su potencial aplicación en empresas con estrategia digital. *INTERFASES*, (10), 11–30.
- Vélez Correa, J., & Nieto Figueroa, P. (2016). *VALIDACIÓN DE MEDIDAS DE EVALUACIÓN PARA EL PRONÓSTICO DE LA TASA DE CAMBIO EN COLOMBIA*. Colegio de Estudios Superiores de Administración.
- Vélez, N. J., Erazo, J. H., & Loaiza, H. (2009). Sistema de clasificación de imágenes basado en técnicas de reconocimiento de patrones aplicado en termografía y robótica. *El Hombre y La Máquina*, 33(January 2009), 45–52.
- Ventura, D., Bruno, M., Jona Lasinio, G., Belluscio, A., & Ardizzone, G. (2016). A low-cost drone based application for identifying and mapping of coastal fish nursery grounds. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 171, 85–98. <https://doi.org/10.1016/j.ecss.2016.01.030>
- Youssef, R., Sevestre-Ghalila, S., Ricordeau, A., & Benazza, A. (2016). Self noise and contrast controlled thinning of gray images. *Pattern Recognition*, 57, 97–114. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2016.03.033>
- Zhang, S., Lippitt, C. D., Bogus, S. M., & Neville, P. R. H. (2016). Characterizing pavement surface distress conditions with hyper-spatial resolution natural color aerial photography. *Remote Sensing*, 8(5), 1–23. <https://doi.org/10.3390/rs8050392>
- Zhang, Y., Shi, X., & Chen, C. H. (2006). A Gaussian mixture model for underdetermined independent component analysis. *Signal Processing*, 86(7), 1538–1549.

<https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2005.08.009>

Ziemba, A., & Fornalik-Wajs, E. (2018). Time performance of RGB to HSI colour space transformation methods. *Archives of Thermodynamics*, 39(1), 111–128.
<https://doi.org/10.1515/aoter-2018-0006>

ANEXO A

RECORRIDO DEL VEHÍCULO AÉREO NO TRIPULADO (UAV) EN LA ÁREA DE ESTUDIO, ZONA SUR

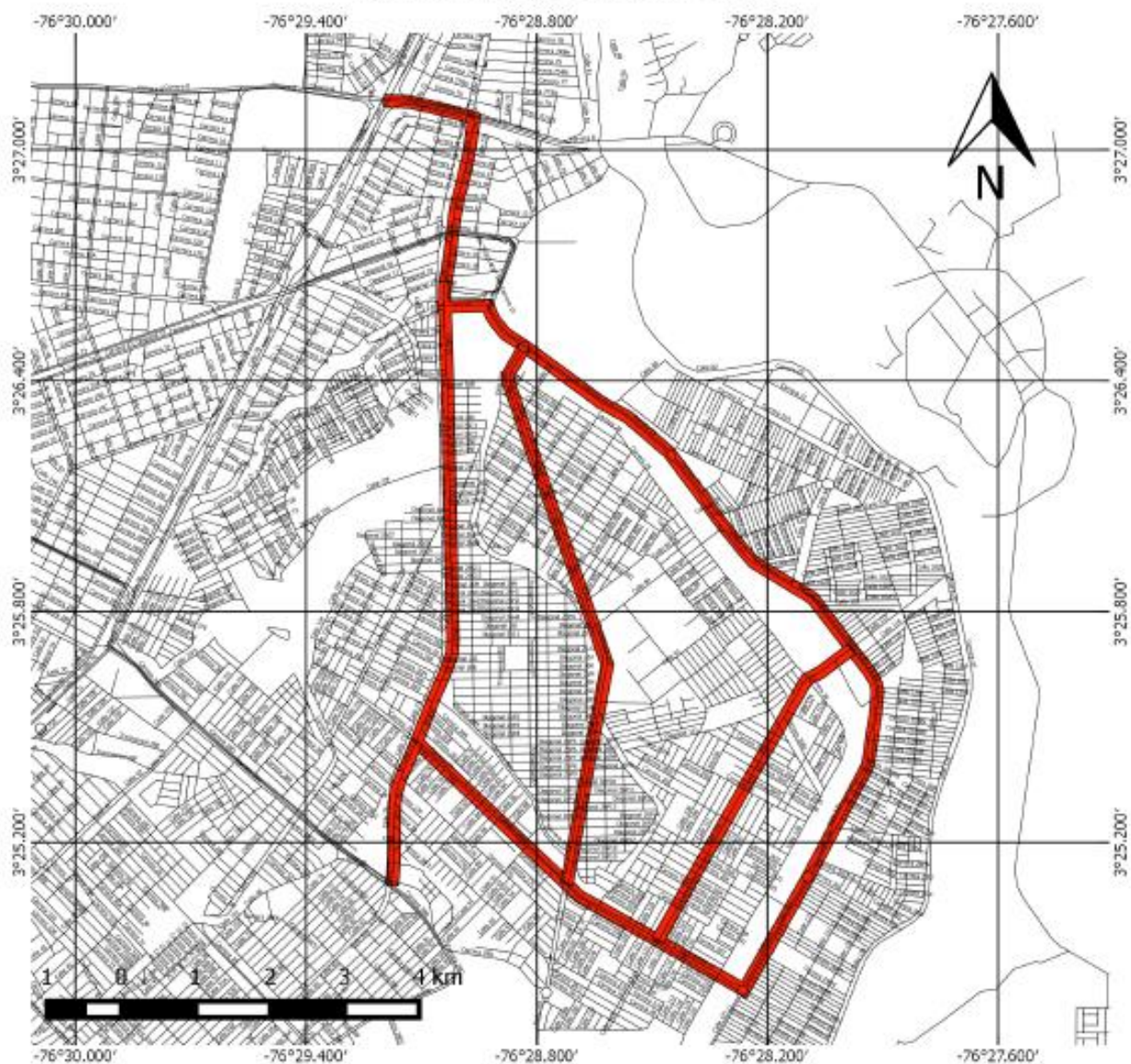


METODOLOGÍA PARA LA IDENTIFICACIÓN AUTOMÁTICA DEL DETERIORO EN PAVIMENTO FLEXIBLE, POR MEDIO DE FOTOGRAFÍAS AÉREAS TOMADAS DESDE VEHÍCULOS NO TRIPULADOS

AUTORES:
CATALINA VALENCIA
JAIME MADROÑERO

SISTEMA DE COORDENADAS:
GCS_WGS_1984
WKID: 4326 Autoridad: EPSG
Angular Unit: Degree (0.0174532925199433)
Prime Meridian: Greenwich (0.0)
Datum: D_WGS_1984
Spheroid: WGS_1984
Semimajor Axis: 6378137.0
Semiminor Axis: 6356752.314245179
Inverse Flattening: 298.257223563

RECORRIDO DEL VEHÍCULO AÉREO NO TRIPULADO (UAV) EN LA ÁREA DE ESTUDIO, ZONA ORIENTE



METODOLOGÍA PARA LA IDENTIFICACIÓN AUTOMÁTICA DEL DETERIORO EN PAVIMENTO FLEXIBLE, POR MEDIO DE FOTOGRAFÍAS AÉREAS TOMADAS DESDE VEHÍCULOS NO TRIPULADOS

AUTORES:
CATALINA VALENCIA
JAIME MADROÑERO

SISTEMA DE COORDENADAS:
GCS_WGS_1984
WKID: 4326 Autoridad: EPSG
Angular Unit: Degree (0.0174532925199433)
Prime Meridian: Greenwich (0.0)
Datum: D_WGS_1984
Spheroid: WGS_1984
Semimajor Axis: 6378137.0
Semiminor Axis: 6356752.314245179
Inverse Flattening: 298.257223563

ANEXO B

Puntos de control

TABLA 20: PUNTOS DE CONTROL

PUNTO	LATITUD (GMS)			LONGITUD (GMS)			COTA (m)
IGAC-50C	3	22	49.4319	76	32	37.0122	979.279
IGAC-76001123	3	22	3.17131	76	31	47.89153	971.326
IGAC-76001132	3	21	22.33065	76	31	48.82615	982.168
BM92	3	23	17.72967	76	31	11.42969	956.844
BM93	3	22	43.42946	76	31	13.43872	961.570
BM94	3	22	47.97927	76	31	31.52395	964.605
BM95	3	22	50.19664	76	31	43.83989	968.139
BM96	3	22	27.25433	76	31	45.44898	969.411
BM97	3	22	15.4025	76	31	45.98423	969.353
BM101	3	22	38.48012	76	31	14.43112	961.099
BM102	3	22	30.9473	76	31	12.12869	960.269
BM103	3	22	23.19789	76	31	15.20132	959.686
BM111	3	22	2.96753	76	31	47.50887	970.883
BM112	3	22	2.24302	76	31	48.41091	970.664
BM113	3	22	13.56814	76	32	6.38623	976.238
BM114	3	22	9.46862	76	32	2.35643	974.512
BM115	3	21	49.3742	76	31	55.34447	970.474
BM116	3	21	23.93883	76	31	48.85528	980.895
BM117	3	21	2.28807	76	31	47.8728	995.701
BM118	3	21	3.56439	76	31	25.45592	985.425
BM119	3	20	36.77366	76	31	51.49833	1014.207
BM120	3	20	18.26267	76	31	54.34675	1025.019
BM71	3	27	4.40277	76	28	59.55284	949.298
BM98	3	22	14.64926	76	31	28.56135	964.511
BM99	3	22	14.70091	76	31	20.76962	962.322

BM100	3	22	30.61561	76	31	21.0642	962.407
BM104	3	22	14.78183	76	31	12.97768	960.646
BM105	3	22	6.56478	76	31	14.98965	962.348
BM106	3	22	10.58201	76	31	20.28526	962.714
BM107	3	22	10.60937	76	31	28.6124	965.043
BM108	3	22	1.68298	76	31	29.30087	964.814
BM109	3	21	49.48961	76	31	27.79042	968.683
BM110	3	21	57.81025	76	31	39.31272	968.039
BM72	3	26	35.29757	76	29	3.10725	948.773
BM74	3	25	46.61753	76	29	2.78339	948.038
BM73	3	26	10.26033	76	29	3.22233	949.357
BM75	3	25	28.39311	76	29	7.5822	949.337
BM76	3	25	12.77308	76	29	10.90498	949.952
BM77	3	25	17.5027	76	28	56.44737	948.372
BM78	3	25	6.6765	76	28	43.94626	949.984
BM79	3	24	56.98921	76	28	29.68124	948.294
BM80	3	24	48.15304	76	28	15.00548	947.794
BM81	3	25	7.67029	76	28	5.16533	947.638
BM82	3	25	28.51826	76	27	54.98771	947.148
BM83	3	25	42.68943	76	27	58.62775	946.976
BM84	3	25	55.89452	76	28	14.73904	947.460
BM85	3	26	12.95483	76	28	27.67294	947.299
BM86	3	26	30.39694	76	28	49.28902	949.795
BM87	3	26	6.00968	76	28	46.64804	947.741
BM88	3	25	40.51162	76	28	37.85971	949.340
BM89	3	25	17.16427	76	28	41.2717	948.349
BM90	3	25	9.82798	76	28	21.2802	947.955
BM91	3	25	25.32639	76	28	12.38537	947.475
IGAC-76001133	3	26	6.28782	76	28	46.41845	948.534
IGAC-76001016	3	27	41.5078	76	31	10.33716	972.814

Fuente: (GITTV, 2015)

ANEXO C

Interfaz gráfica de usuario (GUI)

En la Figura 20 se presenta la interfaz gráfica de usuario trabajada en el presente proyecto para la identificación automática de baches y grietas; para seleccionar la imagen se despliega el ítem que dice “seleccione imagen”, se plasmara las imágenes almacenadas en la carpeta img previamente creada.

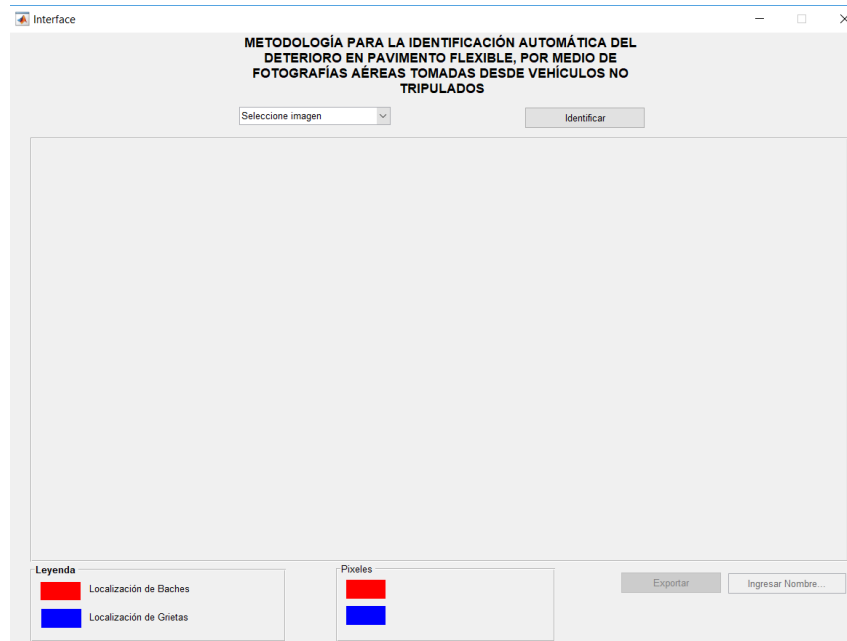


FIGURA 20: INTERFAZ GRÁFICA DE USUARIO

Como se observa en la Figura 21 después de seleccionar la imagen, esta se plasma en la GUI; posteriormente se da clic en el botón identificar y la red neuronal entrenada recorrerá la imagen detectando donde se localizan los baches y grietas, la interfaz indicara cuando termina.

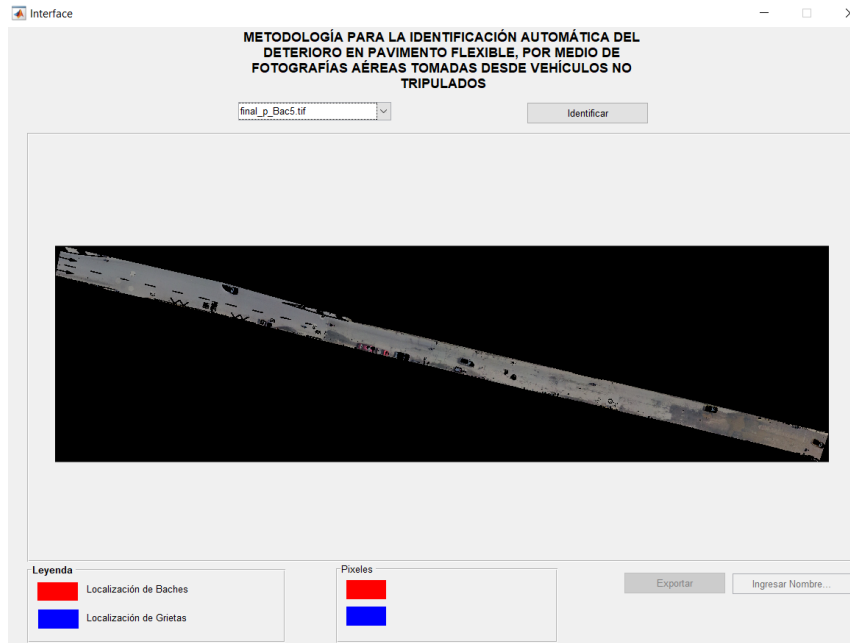


FIGURA 21: SELECCIÓN DE FOTOGRAFÍA A PROCESAR E IDENTIFICACIÓN DE BACHES Y GRIETAS

Finalmente, en la Figura 22 se evidencia la identificación de baches y grietas sobre la imagen y la cantidad de píxeles que pertenecen a cada clase; si se desea exportar la imagen entonces se le asigna un nombre en la casilla que dice “Ingresar nombre...”; la imagen quedara guardada en donde se encuentra la GUI.

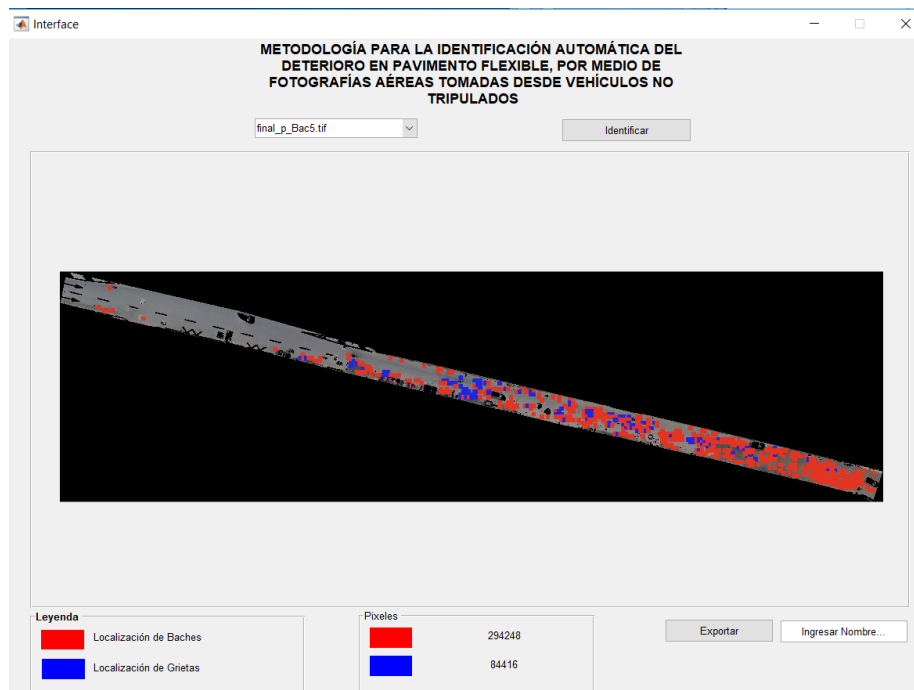


FIGURA 22: IDENTIFICACIÓN DE BACHES Y GRIETAS

ANEXO D

Error medio cuadrático

TABLA 21: RMSE DEL ORTO MOSAICO, VUELO 1

Punto	Diferencia X	Diferencia Y
BM71	1.38343E-05	1.6889E-05
BM72	8.77713E-06	1.51E-05
BM73	3.56685E-06	1.2814E-05
BM74	1.14984E-06	1.4093E-05
BM75	4.1231E-06	1.6393E-05
BM76	6.10074E-06	1.8175E-05
RMSE	7.49099E-06	1.56797E-05

TABLA 22 : RMSE DEL ORTOMOSAICO, VUELO 3

Punto	Diferencia X	Diferencia Y
BM86	9.39335E-11	8.76298E-10
BM85	1.37372E-10	5.53463E-10
BM84	1.12597E-10	1.20141E-09
IGAC-76001133	8.20723E-11	8.25423E-10
BM87	6.58718E-11	9.20649E-10
BM88	5.85597E-12	1.06622E-09
RMSE	9.10771E-06	3.01205E-05

TABLA 23: RMSE DEL ORTO MOSAICO, VUELO 4

Punto	Diferencia X	Diferencia Y
BM74	9.39E-06	8.73E-04
BM75	1.37E-05	2.10E-01
BM76	1.13E-05	1.20E-04
BM86	8.21E-06	2.25E-01
BM85	6.59E-06	9.21E-05
BM84	5.86E-07	2.10E-01
RMSE	8.43E-01	4.87E+04

TABLA 24: RMSE DEL ORTO MOSAICO, VUELO 5

Punto	Diferencia X	Diferencia Y
BM92	1.9368E-05	1.1748E-05
BM93	1.5982E-05	1.4853E-05
BM101	1.5351E-05	1.5761E-05
BM102	1.4728E-05	1.7455E-05
BM94	1.3712E-05	1.1997E-05
BM95	1.2694E-05	1.0042E-05
BM96	8.2102E-06	1.2617E-05
BM97	6.0802E-06	1.5386E-05
IGAC - 76001123	2.9782E-06	1.8247E-05
BM111	3.0492E-06	1.8273E-05
BM112	2.4919E-06	1.8303E-05
RMSE	1.19126E-05	1.52384E-05

TABLA 25: RMSE DEL ORTO MOSAICO, VUELO 6

Punto	Diferencia X	Diferencia Y
BM100	2.8573E-05	2.0963E-05
BM102	2.9101E-05	2.3498E-05
BM103	2.6876E-05	2.2844E-05
BM104	2.5162E-05	2.4356E-05
BM105	2.3287E-05	2.4691E-05
BM106	2.3425E-05	2.319E-05
BM99	2.4549E-05	2.2549E-05
BM98	2.3438E-05	2.0697E-05
BM107	2.2428E-05	2.1082E-05
BM97	2.0228E-05	1.6606E-05
RMSE	2.48475E-05	2.21609E-05

TABLA 26: RMSE DEL ORTO MOSAICO, VUELO 7

Punto	Diferencia X	Diferencia Y
BM113	1.3597E-05	3.0044E-05
BM114	1.3378E-05	3.0467E-05
IGAC-76001123	1.0394E-05	3.2348E-05
BM111	1.0174E-05	3.2455E-05
BM112	1.028E-05	3.2344E-05
BM110	7.1674E-06	3.3887E-05
BM108	7.0875E-06	3.6825E-05
BM109	4.2713E-06	3.5517E-05
BM115	8.8736E-06	3.3249E-05
BM116	4.5857E-06	2.9806E-05
IGAC-76001132	4.3369E-06	2.8705E-05
RMSE	9.1429E-06	3.24183E-05

TABLA 27: RMSE DEL ORTO MOSAICO, VUELO 8

Punto	Diferencia X	Diferencia Y
BM111	2.65E-01	2.10E-01
BM112	2.14E-01	2.35E-01
BM110	2.37E-01	2.32E-02
BM108	2.43E-01	2.25E-01
BM109	2.40E-01	9.21E-05
BM115	2.21E-01	2.11E-01
BM116	2.05E-01	2.10E-01
RMSE	3.65E+00	1.74E+00

ANEXO E

Umbrales utilizados en la extracción vial

TABLA 28: UMBRALES UTILIZADOS EN LA EXTRACCIÓN VIAL DE VÍAS SANAS

ID_TRAMO	vía sana	Umbral		Conectividad
		Binarizacion	Suavizado	
2433	1	0.6	0.18	95000
2161	2	0.7	0.87	300000
2873	3	0.7	0.6	100000
2155	4	0.6	0.25	50000
2156	5	0.6	0.3	95000
2160	6	0.6	0.6	95000
2163	7	0.7	0.8	100000
2162	8	0.7	0.87	300000
2166	9	0.6	0.1	25000
2167	10	0.6	0.2	95000
2236	11	0.6	0.5	95000

TABLA 29: UMBRALES UTILIZADOS EN LA EXTRACCIÓN VIAL DE VÍAS CON BACHES

ID_TRAMO	vía bache	umbral		Conectividad
		Binarizacion	Suavizado	
2858	1	0.7	0.87	300000
2509	2	0	0	0
2510	3	0.7	0.87	300000
2511	4	0	0	0
2512	5	0	0	0
2862	6	0.7	0.8	300000
2428	7	0.7	0.7	300000
2429	8	0.6	0.6	95000
3039	9	0.7	0.87	300000

TABLA 30: UMBRALES UTILIZADOS EN LA EXTRACCIÓN VIAL DE VÍAS CON GRIETAS

ID_TRAMO	vía grieta	Umbral		Conectividad
		Binarizacion	Suavizado	
2165	1	0.7	0.1	300000
2271	2	0.6	0.03	300000
2272	3	0.7	0.5	300000
2274	4	0.7	0.5	300000
2284	5	0.7	0	300000
2286	6	0.7	0	300000

2296	7	0.7	0	300000
2297	8	0.7	0	300000
2350	9	0.6	0	300000
2351	10	0.7	0.45	100000
2373	11	0.7	0.05	300000
2419	12	0.65	0.55	3000000
2421	13	0.65	0.18	300000
2862	14	0.7	0.4	300000
2866	15	0.7	0.8	3000000
2991	16	0.7	0.87	300000
3028	17	0.7	0.4	300000
3029	18	0.7	0.84	300000
3055	19	0.7	0.2	300000
3056	20	0.7	0.3	300000
3084	21	0.7	0.87	300000
3087	22	0.7	0.65	300000
3088	23	0.7	0.63	300000

ANEXO F

Cantidad de objetos identificados como grietas o baches en cada vía.

TABLA 31: OBJETOS IDENTIFICADOS COMO GRIETA O BACHE EN VÍAS SELECCIONADAS EN LA CATEGORÍA DE SANAS

ID_TRAMO	Deterioro	marcas de agua	marcas de llantas	pintura	carros o motos	cables de energía	postes	sombras	arboles	bordes de anden	alcantarillas
2433	grieta										
	bacho										
2161	grieta										
	bacho										
2873	grieta	2		4							
	bacho	1	1	1							1
2155	grieta										
	bacho										
2156	grieta										
	bacho								1		
2160	grieta	2	3								
	bacho									1	
2163	grieta		1								
	bacho										
2162	grieta		1		1						
	bacho							1			
2166	grieta		2					1			
	bacho	1								1	1
2167	grieta	1									
	bacho	1									
2236	grieta							2			
	bacho							4			

TABLA 32: OBJETOS IDENTIFICADOS COMO GRIETAS O BACHES EN VÍAS SELECCIONADAS EN LA CATEGORÍA DE BACHES

ID_TRAMO	Deterioro	marcas de agua	marcas de llantas	pintura	carros o motos	cables de energía	postes	sombras	arboles	bordes de anden	alcantarillas
2858	grieta			5	1			9			
	bacho	2	1					11			
2509	grieta	2			3			1			
	bacho	6			3			2			1
2510	grieta			4	1						
	bacho	2		1	1						

2511	grieta	3	12					1		2	1
	bacho	4	19		1			1		15	
2512	grieta										
	bacho	11						3			
2428	grieta	1									1
	bacho	2	2	1							6
2429	grieta	2	1		1						1
	bacho	2	2	1	1			1			1
3039	grieta	1	6	1	2						2
	bacho		2								

TABLA 33: OBJETOS IDENTIFICADOS COMO GRIETAS O BACHES EN VÍAS SELECCIONADAS EN LA CATEGORÍA DE GRIETAS

ID_TRAMO	Deterioro	marcas de agua	marcas de llantas	pintura	carros o motos	cables de energía	postes	sombras	arboles	bordes de anden	alcantarillas
2272	grieta				6		2	1	1		
	bacho		8		9		5	4			
2274	grieta		1		6	1		8	1		
	bacho		1		4	8		9	1		
2286	grieta	1	1	1				6	4	5	
	bacho	7	5	3		3		3	4	6	
2296	grieta	3	1		1	1		7	7		1
	bacho	1	5		2	1		13	6	1	1
2350	grieta	15				1			2	1	
	bacho	16			3				9	1	
2351	grieta	8	1		3						
	bacho	16	2		3						
2419	grieta		4		2				1		1
	bacho		4	1	2						
2862	grieta			3				8			
	bacho	2	3	6	1			8			
2866	grieta	2	1		1			4			
	bacho	1	4		2			9			
2991	grieta		1	1	1						2
	bacho			1	1						1
3028	grieta	1			2		1	6	2		
	bacho	1	2		4	1	1	9	4		
3029	grieta							2			
	bacho		2		1			5			1
3055	grieta		4		2			3	3		
	bacho	1	4		1			2	8		1

3056	grieta	1			2	2		7	7	2	1
	bacha	1	2		4	2		6	10	5	
3084	grieta		2		1	1		2			
	bacha		4	2	1			1			1
3087	grieta		1	1	2				1	2	
	bacha		1	1	2		1		5	3	3
3088	grieta	1				7		1	2	3	3
	bacha	1	1	1	1	6		2	6	5	3